

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ
НАЦІОНАЛЬНИЙ ТЕХНІЧНИЙ УНІВЕРСИТЕТ УКРАЇНИ
“КИЇВСЬКИЙ ПОЛІТЕХНІЧНИЙ ІНСТИТУТ ІМ. ІГОРЯ СІКОРСЬКОГО”
Факультет електроніки
Кафедра електронної інженерії

До захисту допущено
Завідувач кафедри
В. І. Тимофєєв
“ ” 20__р.

Дипломна робота

освітнього рівня «бакалавр»
за спеціальністю 153 мікро- та наносистемна техніка

на тему «Мел-кепстральний аналіз звуків легень»

Виконав(ла) студент 4 курсу, групи ДМ-62
Семків Христина Ігорівна
(прізвище, ім'я, по батькові)

Керівник Ст. викл., к.т.н. Порєва Г. А.
(посада, вчене звання, науковий ступінь, прізвище та ініціали)


(підпис)

Рецензент професор каф. МЕ, к.т.н. Анатолій Орлов
(посада, вчене звання, науковий ступінь, прізвище та ініціали)


(підпис)

Засвідчую, що у цій дипломній роботі немає
запозичень з праць інших авторів без відповідних
посилань.

Студент 
(підпис)

Київ - 2020 року

Форма № Н-9.01

**Національний технічний університет України
“Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського”**

Факультет електроніки
Кафедра електронної інженерії
Освітній рівень «бакалавр»
за спеціальністю 153 мікро- та наносистемна техніка

ЗАТВЕРДЖУЮ**Завідувач кафедри**

В. І. Тимофєєв

“ ” 20__ р.

**З А В Д А Н Н Я
НА ДИПЛОМНУ РОБОТУ СТУДЕНТУ**

Семків Христина Ігорівна

(прізвище, ім'я, по батькові)

1. Тема роботи «Мел-кепстральний аналіз звуків легень»керівник роботи Ст. викл., к.т.н. Порєва Ганна Сергіївна,

(прізвище, ім'я, по батькові, науковий ступінь, вчене звання)

затверджені наказом по університету від “ 25 ” травня 2020 року № 1196-с2. Строк подання студентом роботи 12.06.20203. Вихідні дані до роботи база звуків здорових людей, хворих на ХОЗЛ та хворих на бронхіт.

4. Зміст дипломної роботи (перелік питань, які потрібно розробити)_____

1) Ознайомлення з сучасними методами аналізу звуків легень. 2) Реалізація методу мел-кепстральних коефіцієнтів у просторі Matlab. 3) Визначення ознак, характерних для досліджувальних респіраторних захворювань (ХОЗЛ, бронхіт)._____

4) На основі отриманих даних створити 3-х класовий класифікатор. 5) Визначення ефективності кепстрального аналізу для респіраторних захворювань._____

5. Перелік графічного (ілюстративного) матеріалу (із зазначенням обов'язкових креслень, плакатів, презентацій тощо)

1) Таблиці даних, отримані методом мел-кепстральних коефіцієнтів. 2) Таблиця бази даних 3-класового класифікатору. 3) Таблиці оцінки якості роботи 2-х класового класифікатору. 4) Таблиці оцінки якості роботи 3-х класового класифікатору. 5) Рисунки порівняльних гістограм здорової людини та людини з патологією. 6) Рисунок розподілу класів 2-х класового класифікатору. 7) Рисунок розподілу класів 3-х класового класифікатору.

6. Консультанти розділів роботи

Розділ	Прізвище, ініціали та посада консультанта	Підпис, дата	
		завдання видав	завдання прийняв

7. Дата видачі завдання 03.06.2020

КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№ з/п	Назва етапів виконання дипломної роботи	Строк виконання етапів роботи	Примітка
1	Пошук та аналіз літературних джерел по тематиці.	01.11.2019	Виконано
2	Ознайомлення з базою звуків.	14.11.2019	Виконано
3	Порівняння сучасних методів аналізу звуків легень.	27.12.2019	Виконано
4	Налаштування методу мел-кепстральних коефіцієнтів у просторі Matlab.	20.01.2020	Виконано
5	Аналіз звуків легень здорових людей. Запис даних у таблиці.	10.02.2020	Виконано
6	Аналіз звуків легень хворих на ХОЗЛ та хворих на бронхіт. Запис даних у таблиці.	13.03.2020	Виконано
7	Порівняння отриманих результатів та виявлення ознак, характерних для патологій.	20.03.2020	Виконано
8	Створення класифікаторів на основі отриманих результатів. Оцінка їх якості.	01.04.2020	Виконано
9	Обговорення результатів дослідження та написання дипломної роботи	31.05.2020	Виконано

Студент

Керівник роботи


(підпис)

Семків Х. І.

(прізвище та ініціали)

Порєва Г. С.

(прізвище та ініціали)

РЕФЕРАТ

Дипломна робота: 81 с., 3 ч., 12 табл., 20 рис., 39 джерел.

РЕСПІРАТОРНІ ЗАХВОРЮВАННЯ, ХОЗ, БРОНХІТ, КЕПСТРАЛЬНИЙ АНАЛІЗ, МЕЛ-КЕПСТРАЛЬНІ КОЕФІЦІЄНТИ, КЛАСИФІКАТОР.

Об'єкт дослідження даної роботи є база звуків легень здорових та хворих людей на респіраторні захворювання.

Мета роботи – класифікація легеневих захворювань за допомогою методу мел-кепстральних коефіцієнтів.

За статистикою, сотні мільйонів людей щоденно страждають від хронічних респіраторних захворювань, а причиною кожної шостої смерті у всьому світі є легеневі захворювання. Сьогоднішня світова проблема, пов'язана з вірусом, в першу чергу вражає дихальну систему людини.

Найпоширенішими захворюваннями дихальних шляхів та інших легеневих структур є: бронхіальна астма, туберкульоз, хронічне обструктивне захворювання легень (ХОЗЛ), професійні захворювання, гостра респіраторна вірусна інфекція (в тому числі бронхіт). У даній роботі було досліджено ХОЗЛ та бронхіт.

У роботі наведені сучасні методи аналізу звуків легень: Фур'є аналіз, автокореляційний аналіз, вейвлет-аналіз, кепстральний аналіз та ін. Серед них обрано кепстральний аналіз для подальшого дослідження. Аналіз виконувався методом мел-кепстральних коефіцієнтів, за допомогою якого отримані результати 12 коефіцієнтів для кожного запису звуку. Усі дані занесені у таблиці. На основі цих даних побудовані порівняльні гістограми для кожної хвороби окремо, які допомогли визначити ознаки наявності певної патології і потім використані для побудови класифікаторів. Ознаки характерні для ХОЗЛ – коефіцієнти 1-7, які мають яскраво виражені відмінності для даної хвороби, а для бронхіту – коефіцієнти 1-3, 5. Проте вони проявляються вибірково та мають слабо виражені відмінності від здорових людей.

База класифікатору складається з 56 здорових людей, 100 хворих на ХОЗЛ та 84 хворих на бронхіт. Проведена оцінка якості роботи класифікаторів, після чого обрано класифікатор Weighted KNN з 10-блочною кросс-валідацією. Побудовано 2-х класовий класифікатор на основі даних здорових людей та хворих на ХОЗЛ та 3-х класовий, який включає усі категорії.

Результати показали, що кепстральний аналіз не є універсальним. Він чітко визначає таку хворобу, як ХОЗЛ, проте надає недостатньо інформації для виявлення бронхіту.

ABSTRACT

Diploma work: 81 p., 3p., 12 tables, 20 figures, 39 references

RESPIRATORY DISEASES, COPD, BRONCHITIS, CEPSTRAL ANALYSIS, MEL-CEPSTRAL COEFFICIENTS, CLASSIFIER.

The object of the study of this work is the base of lung sounds of healthy and sick people with repository diseases.

The aim of the work is to classify lung diseases using the method of mel-cepstral coefficients.

Nowadays the lung diseases are one of the greatest threats for human health. According to statistics, hundred millions of people suffer because of the chronic respiratory diseases and each six death is caused by lung diseases. The first step in the treatment strategy is timely diagnosis of the pathology. The most common diseases of respiratory track and other lung structures are bronchial asthma, tuberculosis, chronic obstructive pulmonology diseases (COPD), acute respiratory virus infections (including chronic bronchitis), lung cancer and etc. Diseases are considered in the work – COPD and bronchitis.

Modern methods of machine analysis of lung sounds are considered in the work: Fourier analysis, autocorrelation analysis, wavelet analysis, cepstral analysis and etc. Each of them has its own advantages and disadvantages, because of which they cannot be used to identify all the pathology. That is why they are aimed at a specific task. So, the priority is to find universal analysis that can be used to any task. For further research was chosen cepstral analysis.

Analysis was performed by the method of mel-cepstral coefficients. The main idea is the using of mel scale, which highlights the most important frequencies for human perception. With the help of it was received 12 coefficients instead of thousands of counts to each sound recording. Moreover, the volume of these data much less than spectral or time representations of signal. All the data were recorded in the table. Based on these data

comparative histograms were built, the purpose of which is to highlight the signs of each disease separately and use them to build classifier. Thus, it was clarified that signs characteristic of COPD – 1-7 coefficients, of bronchitis – coefficients 1-3, 5. In the first case, the histograms have pronounced differences for current pathology, while in the second case the signs appear selectively and have weak differences between bronchitis and healthy person. Nevertheless, all the data were used to built classifier.

Classifier is the basis of machine learning. It is used to optimize the formulation of respiratory disease. The base is consist of 56 healthy people, 100 patients with COPD and 84 patients with bronchitis. The quality of work of classifiers (Decision Tree, KNN, discriminant analysis, SVM) was assessed by the following criteria: accuracy, completeness and F-measure. Considering the results of criteria and the work of their algorithms Weighted KNN Classifier was chosen. In addition, cross-validation was performed, that is the required part of model building. Algorithm checks for actual data in real time and give more accurate idea about the efficiency of classifier's work. In the work process 10-blocks cross- validation as carried out, because experiments have shown that in this case the most reliable estimation of its initial error turns out.

Two class classifier was built based on data of healthy people and patients with COPD and three class classifier was built, too, based on data of healthy people, patients with COPD and patience with bronchitis. Thus, the quality of work of the last one is a bit worse. In other words, method of mel-cepstral coefficients gives us not enough information for patients with bronchitis, because of what unable to unambiguously assess healthy status of lungs, necessary to look for another parameters. But it identifies COPD well.

ЗМІСТ

ВСТУП	10
1 ДІАГНОСТИКА РЕСПІРАТОРНИХ ЗАХВОРЮВАНЬ	12
1.1 Захворювання дихальної системи	12
1.1.1 ХОЗЛ	12
1.1.2 Хронічний бронхіт	15
1.2 Методи діагностики респіраторних захворювань	16
1.2.1 Рентгенологічні дослідження легень	16
1.2.2 Ендоскопічні дослідження	18
1.2.3 Ультразвукова діагностика легень	19
1.2.4 Дослідження функцій легень	19
1.2.5 Лабораторні дослідження мокроти	20
1.3 Методи аналізу звуків легень	20
1.3.1 Фур'є аналіз	21
1.3.2 Автокореляційний аналіз	25
1.3.3 Вейвлет аналіз	26
1.3.4 Кепстральний аналіз	27
1.3.5 Інші методи аналізу звуків легень	30
1.4 Висновки до розділу	31
2 ТЕОРЕТИЧНЕ ОБГРУНТУВАННЯ ПРАКТИЧНИХ РОБІТ	33
2.1 Мел-кепстральний аналіз	33
2.1.1 Алгоритм методу мел-кепстральних коефіцієнтів	33
2.1.2 Переваги та недоліки методу	38
2.1.3 Використання методу	39
2.2 Основні типи класифікаторів	40
2.2.1 Критерії оцінки класифікатору	40
2.2.2 Класифікатор типу Tree	44
2.2.3 Класифікатор типу KNN	44

	9
2.2.4 Дискримінантний аналіз	46
2.2.5 Метод опорних векторів	46
2.3 Кросс-валідація	48
2.3.1 Кросс-валідація по К блоках	49
2.3.2 Валідація послідовним випадковим семплуванням	51
2.4 Висновки до розділу	52
3 ЗАСТОСУВАННЯ МЕЛ-КЕПСТРАЛЬНОГО АНАЛІЗУ ТА КЛАСИФІКАТОРІВ ДЛЯ ОТРИМАННЯ ПРАКТИЧНИХ РЕЗУЛЬТАТІВ	54
3.1 Реалізація методу мел-кепстральних коефіцієнтів у просторі Matlab	54
3.1.1 Отримання результатів	54
3.1.2 Ідентифікація ознак стану здоров'я легень	54
3.2 Результати роботи класифікатору	64
3.3 Висновки до розділу	73
ВИСНОВКИ	76
ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАННЯ	78

ВСТУП

На сьогоднішній день легеневі захворювання представляють собою одну з найбільших загроз для здоров'я людей. За статистикою, сотні мільйонів людей щоденно страждають від хронічних респіраторних захворювань, а причиною кожної шостої смерті у всьому світі є легеневі захворювання. За основними відомостями загалом від астми страждає 235 мільйонів людей (4 – 10 % від населення Землі), хронічне обструктивне захворювання легень (ХОЗЛ) вражає від 4 – 6 % до 10 – 25 % дорослого населення та відрізняється тим, що має стійкий ріст розповсюдження як в розвинених країнах, так і в країнах, що розвиваються. Більше ніж 50 мільйонів людей мають професійне захворювання легень, мільйони мають порушення дихання під час сну та ще більше людей живуть з легеневою гіпертензією. Понад 8,7 мільйонів людей страждають туберкульозом, з яких 1,4 мільйони мали летальний результат. Приблизно 1,6 мільйонів людей мають рак легень, що складає 12,7 % від загальної кількості ракових захворювань. Щоденно мільярди людей піддають впливу збурення на відкритому повітрі, тютюнового диму, токсичного повітря. [1–4] Важливо помітити, що сьогоденна світова проблема, пов'язана з вірусом, в першу чергу вражає дихальну систему людини і за останніми даними у світі вже більше, ніж 4,5 мільйонів людей, що захворіли, з яких приблизно 7% мали летальний результат. Можливо було б зменшити загальну кількість смертей від хронічних респіраторних захворювань, проте існує проблема, що пов'язана з пізньою діагностикою захворювань та неточними результатами.

На сьогоднішній день найпоширеніший метод діагностики респіраторних захворювань залишається аускультация, що полягає у вислуховуванні звукових явищ, які виникають в організмі людини. [6]

Аускультация вже понад 200 років дозволяє проводити діагностику з високою часткою ймовірності. Проте важливим моментом цього методу є здатність людського органу слуху розрізняти звуки, що прослуховуються за частотою, гучністю. Це означає, що результати прослуховування пацієнта залежать від

кваліфікації лікаря, особливостей його слуху, акустичних властивостей стетоскопу. Аускультация як метод дослідження повинен виконуватися за певними правилами: відсутність сторонніх шумів, комфортна температура, правильне положення пацієнта. Особливо важливе правило, щоб лікар користувався лише тим апаратом до якого звик. Лише у разі дотримування усіх вищеперерахованих правил, а також наявності якісних теоретичних знань лікаря, метод аускультации матиме чіткий та правильний результат. Запам'ятовування усіх нюансів таких складних та інформативних сигналів, як звуки легень та супроводжуючі їх дихальні шуми не є простою задачею для лікаря. [7]

У зв'язку з цим останні роки, на основі засобів та методів електронної техніки, що розвивалась, розроблялися та вдосконалювалися машинні методи аналізу звуків легень, які дозволяють проводити діагностування точніше, швидше та комфортніше як для лікаря, так і для пацієнта. Окрім того, з появою цих методів значно розширилися дослідницькі можливості. За допомогою машинних методів можливо реєструвати, візуалізувати та класифікувати звуки дихання. [6] Застосування комп'ютерних методів реєстрації та аналізу при дослідженні звуків легень дозволяє прибрати суб'єктивну думку лікаря, а також виявити патологічні порушення, що не чутні людському вуху.[25] На основі результатів можливо застосовувати класифікатори, які є ключовою частиною машинного навчання, для оптимізації постановки респіраторного захворювання. [6]

1 ДІАГНОСТИКА РЕСПІРАТОРНИХ ЗАХВОРЮВАНЬ

1.1 Захворювання дихальної системи

Оскільки респіраторні захворювання широко розповсюджені по всьому світі, мають швидко прогресуючий характер та займають за статистикою провідне місце серед причин смертності, то важливою задачею перед лікарями та дослідниками стає раннє діагностування патології та правильне лікування, для запобігання загострень та ускладнень, пов'язаних з хворобою. Найпоширенішими захворюваннями дихальних шляхів та інших легеневих структур є:

- Бронхіальна астма;
- Хронічне обструктивне захворювання легень (ХОЗЛ);
- Гостра респіраторна вірусна інфекція (ГРВІ);
- Легенева гіпертензія;
- Туберкульоз;
- Рак легень. [1]

1.1.1 Хронічне обструктивне захворювання легень (ХОЗЛ)

Хронічне обструктивне захворювання легень (ХОЗЛ) – хронічне захворювання, характерними ознаками якої є дифузійне ураження дихальних шляхів, часткове проходження дихальних шляхів, яке не здатне відновитися повністю. Відмінною ознакою ХОЗЛ також є задишка, що має постійний та прогресуючий характер. У більшості випадків ця хвороба супроводжується кашлем з виділенням мокроти, прогресуючою задишкою при фізичних навантаженнях, порушенням загального самопочуття та зниженням якості життя. [8–10] ХОЗЛ – єдине захворювання, смертність від якого і на сьогоднішній день продовжує зростати. За прогнозами експертів Всесвітньої Організації Охорони

Здоров'я (ВООЗ) у 2020 році ХОЗЛ займатиме 5 місце серед загальної захворюваності у світі та 3 місце серед причин смертності.[4, 8] Причиною, що сприяє розвитку цієї хвороби насамперед є тютюнопаління. Проте до факторів ризику ХОЗЛ можна також віднести професійний пил, випаровування кислот та лугів, забруднене повітря у приміщеннях з поганою вентиляцією та інші біомаси. Саме професійні подразники є причиною появи хвороби у 15% випадків. [10, 11] Професії з підвищеним ризиком розвитку ХОЗЛ: шахтарі, будівельники, що контактують з цементом, працівники металургійної та целюлозно-паперової промисловості, залізничники, працівники зайняті зерном, бавовною. Значну частку ХОЗЛ в структурі професійних захворювань в Україні складає патологія, що розвивається у шахтарів вугільних шахт при впливі високої концентрації вугільно-породного пилу у повітрі робочої зони. [8, 10] Проте ключем до діагнозу залишається спірометрія. Вона використовується для встановлення стадії захворювання, а також для моніторингу ефективності лікування або ж для спостережень прогресування хвороби. За ступенем тяжкості виділяють 4 стадії ХОЗЛ:

- I стадія – легкий перебіг хвороби. Хворий може не помітити порушення функцій дихальної системи;
- II стадія – середньотяжкий перебіг хвороби. З'являється задишка та загострюється хвороба. Характеризується збільшенням обструктивних порушень.
- III стадія – тяжкий перебіг. Характеризується подальшим збільшенням обмеження повітряного потоку, наростає задишка, часте загострення.
- IV стадія – крайнє тяжкий перебіг. Якість життя помітно погіршується, загострення можуть бути загрозливими для життя людини. Хвороба набуває інвалідизуючий перебіг. Характеризується крайнє тяжкою бронхіальною обструкцією. Можливий розвиток легеневого серця. [12, 13]

Стадію хвороби визначають об'єм форсованого видиху за першу секунду (ОФВ₁) та співвідношення ОФВ₁ до форсованої життєвої ємності легень (ФЖЄЛ). У 2011 році Глобальна ініціатива по ХОЗЛ (Global Initiative for Chronic Obstructive

Lung Disease – GOLD) ввела поділ пацієнтів на групи A, B, C, D. Проте експерти GOLD відзначили, що визначення стадії хвороби лише на основі ОФВ₁ – недостатньо точна. Тому в основі класифікації на групи покладено не лише порушення легень за даними спірометрії, а також такі параметри, як вираженість симптомів хвороби (за шкалою CAT та mMRT) і частота загострень в анамнезі.[13]

Важливим моментом у медичній практиці діагностики є відокремлення ХОЗЛ від інших захворювань. До необхідної програми обстеження хворих на ХОЗЛ з другою стадією та вище відносять: цитологічне дослідження мокроти, рентгенологічне обстеження грудної клітини, аналіз вентиляційних та газообмінних функцій легень та електрокардіограма (ЕКГ). При первинному рентгенологічному обстеженні відкривається можливість виключити інші захворювання, що супроводжуються аналогічними клінічними симптомами, зокрема, - неопластичні процеси та туберкульоз. Особливо важлива рентгенологічна діагностика для виявлення та оцінки емфіземи легень. Данні ЕКГ дозволять виключити кардіальний генез респіраторної симптоматики. При зростанні задишки, у хворих з ознаками дихальної недостатності, при зниженні ОВФ₁<50% від належних показників, виникає необхідність в дослідженні газів крові.

Додатковими методами обстеження можуть бути проба з фізичним навантаженням, бронхологічне дослідження та оцінка якості життя. Бронхологічне обстеження проводиться з метою диференціального діагнозу з іншими захворюваннями, що мають аналогічні симптоми, а також для оцінки стану слизової бронхів та вивчення бронхіального вмісту. Як фізичне навантаження, використовується тест з 6-хвилинною ходьбою. Вона використовується для відбору хворих на реабілітаційній програмі або в випадках, коли вираженість задишки не співпадає зниженню ОВФ₁. «Якість життя» – інтегральний показник, для визначення адаптації пацієнта до хвороби і можливості виконання його звичних функцій. [14]

1.1.2 Хронічний бронхіт

Хронічний бронхіт – інфекційне запалення слизової оболонки бронхів, при якому порушуються очисні функції бронхів, що проявляється у вигляді кашлю з продукцією мокрот. Статистика показує, що гострий бронхіт найчастіше зустрічається у чоловіків в віці 40 років. Щорічно захворювання вражає приблизно 5% дорослого населення. Згідно рекомендаціям ВООЗ бронхіт переходить у стадію «хронічний», якщо хворий відкашлює мокроту на протязі більшості днів не менше 3 місяців підряд протягом більше 2 років підряд. [15, 16]

Хронічний бронхіт поділяється на первинний та вторинний. Первинний – самостійне захворювання, що не пов'язане з іншими бронхолегеневими захворюваннями. У цьому випадку спостерігається дифузійне ураження бронхіального дерева. Вторинний розвивається на фоні інших захворювань як легневих (туберкульоз, бронхоектатична хвороба і т.д.), так і позалегневих (уремія, застійна серцева недостатність і т.д.). Характер такого хронічного бронхіту – локальний. [15]

Основні симптоми даної хвороби проявляються з перших днів. Спочатку бронхіт розвивається, як звичайна простуда і супроводжується слабкістю та першінням в горлі, можливе появлення температури та головного болю, кашлем, що залежно від стадії розвитку хвороби може бути сухим або вологим з виділенням мокрот. Через кашель з'являються болі в області грудної клітини. В результаті звуження проходу в бронхах, з'являються хрипи, задишка та відчуття нехватки повітря через неможливість зробити глибокий вдих, що відображається як почастішання дихання.

Оскільки бронхіт – інфекційне захворювання, то головною причиною його виникнення є віруси (грип, аденовірус, і т.д.) та бактерії (стафілокок, пневмокок, стрептокок, і т.д.). Проте це не єдині причини появи хвороби. Досить сильний вплив на розвиток цього захворювання має тютюнопаління, професійні подразники (пил, шкідливі речовини, що забруднюють повітря), переохолодження. Менш

істотний вплив мають такі фактори, як послаблений імунітет (найчастіше діагностується в період парафії холодів).

Для якісного діагностування бронхіту, окрім огляду грудної клітини лікарем, варто провести додаткові обстеження: аускультация для виявлення хрипів, свистів або інших шумів, що характерні для хвороби, аналіз крові, що матиме зміни певних речовин при вірусному та бактеріальному бронхіті, рентгенографія легень, що покаже наявність патології у вигляді плям різної інтенсивності та хімічний аналіз мокроти, що перевірить наявність вірусних чи бактеріальних організмів. [17]

1.2 Методи діагностування респіраторних захворювань

Респіраторні захворювання займають провідне місце серед причин смертності вже дуже довгий час. Для того щоб правильно встановити діагноз, потрібно провести ряд спеціальних досліджень дихальних органів. Задача лікаря полягає в правильному виборі методу, що дозволить швидко та без зайвих незручностей визначити патологію. На сьогоднішній вибірка методів діагностики досить широка. [18]

1.2.1 Рентгенологічні дослідження легень

Рентгеноскопія

Найбільш розповсюджений метод діагностики стану легень, за допомогою якого можна побачити зміни в структурі легеневої тканини, знайти вогнища ущільнення або порожні простори, виявити наявність рідини або повітря. Зображення створюється рентгенівським апаратом та виводиться на екран.

Перевага цього методу – обстеження у реальному часі, недолік – неможливість розпізнати дуже малі вогнища патологічних процесів. [18]

Рентгенографія

Відмінність цього методу від попереднього полягає у створенні зображення, що фіксується на плівку, а не виводиться на екран. Це дуже точний та інформативний метод діагностики легень, що вчасно визначає навіть дуже дрібні зміни. Рентгенографія дозволяє визначити аномалії розвитку легень, наслідки травм, пневмонію, наявність паразитів чи пухлини, туберкульоз. Рентгенографія грудної клітки зазвичай проводиться у двох площинах або проекціях. У проекційному зображенні, в якому всі анатомічні структури, розташовані на шляху рентгенівських променів, накладені один на одного, приблизно 70% об'єму легень можна вільно побачити принаймні в одній проекції. Тому чутливість до виявлення легеневих вузлів, інфільтратів та інтерстиціальних змін обмежена, а диференціальна діагностика аномальних знахідок ускладнена. [18, 19]

Флюорографія

Флюорографія схожа за принципом з рентгенографією, але друкується на малоформатній плівці чи виводить на екран. Перевага методу у меншій кількості радіаційного впливу. Він широко використовується для масових профілактичних обстежень, адже він дозволяє побачити загальну картину, проте не здатен виявити деталі. [18]

Комп'ютерна томографія

За допомогою комп'ютерної томографії можна отримати чіткі зображення поперечних «зрізів» грудної клітини ті всіх її органів. Цей метод дозволяє побачити зміни в трахеї, бронхах, легеневій тканині, лімфатичних вузлах. Мультидекторний КТ широко доступний і характеризується високою, майже ізотропною роздільною здатністю (розмір пікселів від 0,5 до 1 мм у кожному просторовому напрямку), що дозволяє переглядати набір даних зображення в будь-якій бажаній площині. Час придбання варіюється від 1 до 10 секунд, що означає, що практично без артефактів зображення можуть бути отримані навіть пацієнтів із задишкою або тих, хто не може співпрацювати.

Недоліком КТ є радіаційне опромінення, хоча технічні нововведення дозволили значно зменшити це. Ці нововведення включають:

- Низький струм в трубці (наприклад, 40 мА): наприклад, при моніторингу захворювання зменшення дози (до 80%) без втрати діагностичного виходу;
- Автоматична модуляція дози відповідно до анатомії: низька доза в середині грудної клітки, більша доза для плечового поясу; економія дози приблизно 30%;
- Сучасні детектори фіксованого масиву та алгоритми відновлення інтерактивних зображень: зменшений шум зображення; дозу можна зменшити приблизно на 25% за ту ж якість зображення. [18, 19]

Бронхографія

Метод проводиться для діагностики стану бронхів та документації характеру патологічних змін в бронхах. Проводиться під анестезією. В просвіт бронхів вводять контрастну рідину, що не пропускає рентгенівського випромінювання. Після чого роблять 3-5 рентгенівських знімків та отримують контрастні зображення бронхіального дерева, які можна дослідити на всій його довжині. Знімки робляться під час апное, тому процедура не може тривати довше, ніж 1,5 хвилини. Бронхографія визначає місце розширення бронхів, абсцеси, новоутворення та сторонні тіла. [18, 20, 21]

1.2.2 Ендоскопічні дослідження

Бронхоскопія

Метод візуальної оцінки внутрішньої поверхні бронхіального дерева за допомогою бронхоскопа, до якого кріпляться спеціальні щипці для біопсії та

видалення сторонніх тіл, мініатюрна фотокамера та інші прибори. Проводиться під анестезією. Бронхоскоп вводиться через ротову порожнину у трахею. Таким чином можна візуально оглянути усю внутрішню поверхню бронхів та трахею, взяти невелику частку тканини для аналізів та зробити знімок бронхів. Цей метод широко розповсюджений для виявлення ерозії, язви, пухлини.

Торакоскопія

Метод досліджує плевральну порожнину і проводиться за допомогою торакоскопа. Проводиться під загальним наркозом. Пристрій вводять в легені через невеликий прокол в грудній клітці. За принципом дії схожий з бронхоскопією: проводиться огляд легень у реальному часі, робляться знімки, береться тканина для аналізів. [18]

1.2.3 Ультразвукова діагностика

Оскільки ультразвукові хвилі не здатні подолати альвеоли, використання ультразвукового дослідження (УЗД) легень обмежена. За допомогою УЗД можливо лише визначити наявність плевральних випотів. Найчастіше цей метод використовується для контролю проведення пункції та дренування плевральної порожнини. [18]

1.2.4 Дослідження функцій легень

Легенева вентиляція

Метод дозволяє визначити об'єм легень та дізнатися ступінь дихальної недостатності.

Плевральна пункція

При обстеженні легень береться на аналіз вміст плевральної порожнини через невеликий прокол. Основні показання – плеврити, пухлини, патологічні накопичення повітря та рідини в легенях. [18]

1.2.5 Лабораторні дослідження мокроти

Мокроту досліджують двома способами: мікроскопічним та бактеріоскопічним. Перший дозволяє виявити паразитів, слизь, бактерії, різні утворення, а також виявити туберкульоз.

Бактеріоскопічний спосіб виявляє збудників різних легеневих інфекцій.

Вищеперераховані методи вважаються основними серед усіх існуючих методів у сучасній медицині. Саме вони використовуються найчастіше. Для отримання точнішої картини можна провести декілька досліджень, що доповнюють один одного. [18]

1.3 Методи аналізу звуків легень

Аналіз звуків легень зібрані шляхом аускультатії – фундамент діагностики пульмонологічних захворювань. Розвиток електронної технології надає можливість вивчати звуки легень більш широко, розробляючи нові та вдосконалюючи вже існуючі методи аналізу звуків легень.

Сучасні технології дозволяють діагностувати патології швидше, точніше та з кращим комфортом для пацієнта та лікаря. Отримані результати можна візуалізувати та класифікувати. Завдяки засобам цифрової обробки із записаного сигналу можна отримати чимало цінних параметрів. Записи та результати можуть зберігатися ще довгий час і прослуховуватися заново в необхідний момент,

наприклад, для моніторингу прогресу лікування. Окрім цього, можливий обмін інформації між фахівцями та занесення даних у загальну базу досліджень респіраторних захворювань.

Можливість записувати звуки легень дозволяє методам машинного навчання автоматично аналізувати звуки. Понад 30 років виконується обробка сигналів. Протягом цього часу було запропоновано чимало методів, як автоматизоване виявлення патологічних дихальних шумів. [6]

1.3.1 Фур'є аналіз

Спектральний аналіз – один із найбільш розповсюджених методів обробки сигналів, що дозволяє охарактеризувати частотний склад сигналу. Цей аналіз має істотну перевагу – прості розрахунки. В основу покладено перетворення Фур'є, яке використовують в якості базисних функцій синуси та косинуси, представлені комплексною експонентою (формула (1.4)). [6,22,29,31]

Будь-який сигнал $f(t)$ можна перетворити в $F(w)$ за допомогою прямого перетворення Фур'є:

$$F(w) = \int_{-\infty}^{\infty} f(t)e^{-iwt} dt \quad (1.1)$$

та зворотнього перетворення Фур'є:

$$f(t) = \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{\infty} F(w)e^{-iwt} dw, \quad (1.2)$$

де $f(t)$ – досліджувальний сигнал;

$F(w)$ – спектр функції $f(t)$;

w – частота функції.

Теоретично ряд Фур'є має нескінчену кількість гармонік, але на практиці воно завжди кінцеве. Тому (1.2) записується як наближений:

$$f(t) \approx \sum_{k=0}^N C_k e^{itk}, \quad (1.3)$$

де C_k (коефіцієнти Фур'є) – комплексні числа

Ряд Фур'є в якості базисних функцій синусів та косинусів, представлених комплексною експонентою:

$$e^{itk} = \cos(tk) + i \sin(tk). \quad (1.4)$$

Комплексні числа, які визначаються наступним чином:

$$C_k = \frac{1}{2\pi} \int_0^{2\pi} y(t) e^{-itk} dt, \quad (1.5)$$

де число k – номер гармонік (0, 1, 2, ...).

Гармоніки, що представляють собою синусоїди з різною частотою, кратній частоті першої гармоніки, та різною фазою, утворюються як добуток C_k та e^{-itk} . [31]

Суть методу полягає у розпізнаванні побічних шумів, які відрізняються між собою частотним складом, тривалістю та періодичністю появи у звуковому тракті дихання. [6, 22, 29] Для цього необхідно знати такі поняття, як «основні (нормальні) шуми» та «побічні (патологічні) шуми». До перших відносять везикулярне та бронхіальне дихання, які характеризують тип дихання наявний у людини. Проте, при певних змінах у процесі дихання, вони також можуть носити патологічний характер. До других відносять такі звуки, як хрипи, крептацію та шум тертя плеври. Для кожної патології характерні ті чи інші побічні шуми і саме вони визначають респіраторне захворювання. [30] Побічні шуми виявляються на фоні основних шумів. Тут виникають труднощі, що роблять цей метод менш

ефективнішим. В таблиці 1.1 наведені частотні діапазони, де дихальні шуми мають яскраво виражений характер.

Таблиця 1.1 – Частотні діапазони дихальних шумів

Тип дихання	Частота, Гц													
	160	250	350	400	450	500	550	600	650	700	750	800	900	1500
Бронхіальне														
Везикулярне														
Крептація														
Тертя плеври														
Сухі хрипи														
Вологі хрипи														

Частотний діапазон нормальних дихальних шумів дуже широкий і тому перекриває частотні діапазони патологічних шумів, через що задача визначення побічних шумів на фоні основних стає досить проблематичною. Тобто, аналіз Фур'є надає недостатню кількість інформації щодо особливостей сигналів.

Для значного прискорення процесу розроблений алгоритм швидкого перетворення Фур'є (ШПФ), який працює з комплексними числами та розмірами перетворення, представлені степені двійки (2, 4 ..., 1024, 2048 і т.д.). Проте, не слід вважати ШПФ новим методом, це теж саме, лише в сотні раз швидше. [31]

Часово-частотний аналіз використовується для більш деталізованого вивчення сигналу, бо надає інформацію про часові інтервали тих чи інших частотних компонентів. При дотримуванні жорстких мір до звукової обстановки при реєстрації та якості записуючого обладнання, такий підхід дозволить визначити більшість аускультативних феноменів. На рисунку 1.1 представлені респіросонограми здорової людини та хворого правосторонньою пневмонією. [6, 22]

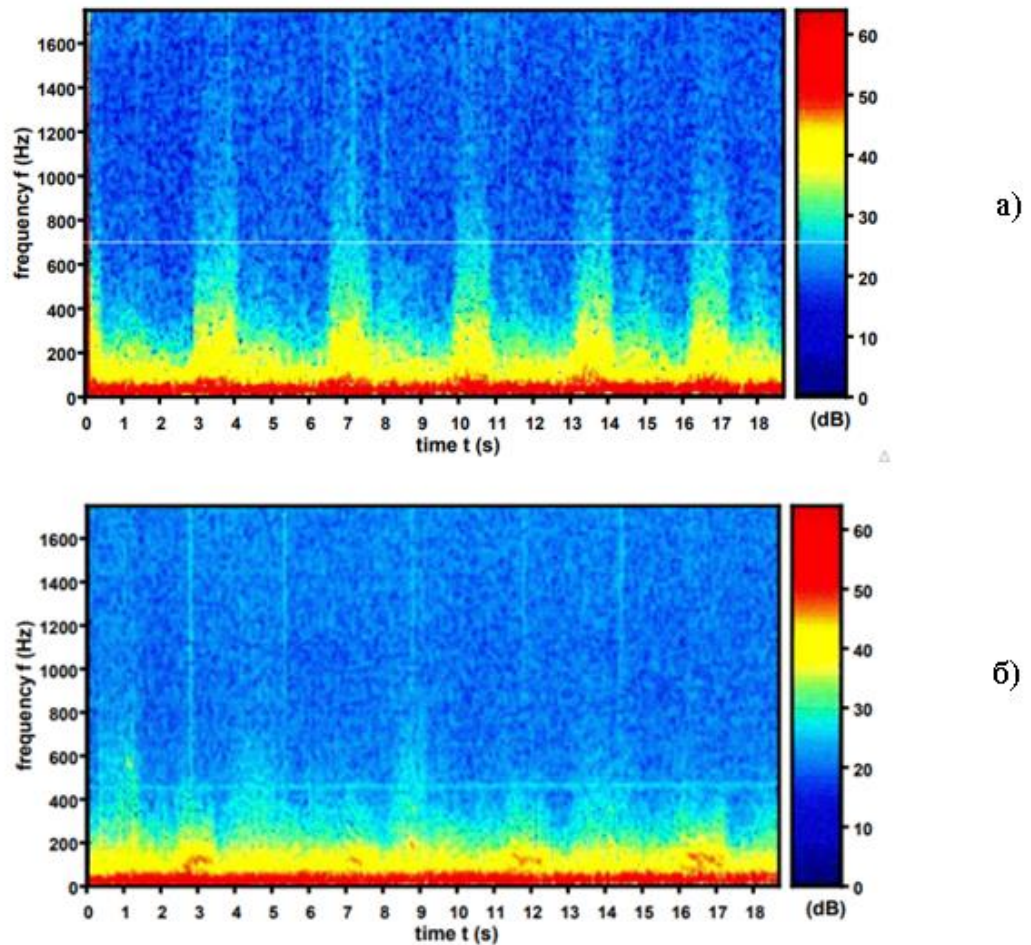


Рисунок 1.1 – Респіросонограми а) здорової людини; б) хворого правосторонньою пневмонією

Таку задачу можна вирішити за допомогою віконного перетворення Фур'є. Ідея такого перетворення полягає у розбитті часового інтервалу на ряд проміжків – вікон. Для кожного із цих вікон застосовується перетворення Фур'є. Таке перетворення можна реалізувати різними методами: метод Бартлетта – метод усереднених періодограм та метод Уелча – вдосконалений метод стандартної періодограми спектру. Проте кращі дослідження в частотно-часовій області можна реалізувати за допомогою вейвлет-аналізу. [29, 32]

1.3.2 Автокореляційний аналіз

Автокореляційний метод представляє клас методів аналізу в часовій області. Метод дозволяє дослідити сигнал на наявність повторюваних звуків, що може бути дуже важливим для діагностики дихальної системи. Перевага автокореляційного аналізу полягає у його можливості досліджувати сигнали записані на різних пристроях, у різних клініках, тому що ні тембральні особливості, ні частотні спотворення не впливають на результат. [6,22]

Частіше за все використовують наступний вигляд автокореляційної функції:

$$r_t(\tau) = \sum_{j=t+1}^{t+W} x_j x_{j+\tau}, \quad (1.6)$$

де x_t – сигнал, вирахований в момент часу t ;

τ – зміщення;

W – кількість відліків;

$r_t(\tau)$ – автокореляційна функція сигналу x_t , вирахована в момент часу t при зміщенні τ у вікні довжиною W відліків.

Автокореляційна функція має піки на зміщеннях, кратних періоду сигналу. Стандартний автокореляційний аналіз припускає пошук піків з максимальною амплітудою при ненульовому зміщенні. При цьому, якщо діапазон пошуку широкий, алгоритм може виділити піки, які відповідають субгармонікам частоти основного тону (занадто великий період). Це явище часто є наслідком зростання амплітуди сигналу на інтервалі дослідження. При неідеальній періодичності, навпаки, можуть вибиратися високочастотні піки (занадто малий період). Такі помилки часто зустрічаються у методах, що базуються на автокореляційній функції.

В ці методах вимірюються інтервали між подіями у часі. В автокореляційному аналізі відбувається порівняння деякого сигналу з таким самим сигналом, але взятим зі зміщенням. Автокореляційна функція – Фур'є

перетворення енергетичного спектру, і положення її піків відповідає відстані між рівномірно віддаленими гармоніками спектру. [33]

Розглянемо автокореляційний аналіз 3-го порядку – кумулянтний аналіз. В процесі дослідження виявляються випадкові «артефакти», які є патологічними дихальними шумами, а також визначається степінь їх неперіодичності. У попередньому пункті було зазначено, що спектральний аналіз не може однозначно визначити звуки дихання через частотні діапазони, що пересікаються. Тому даний метод проводить аналіз рівномірності звуку на наявність короткочасних призвуків, що виділяються своїм звучанням, а не частотою.

Якщо $x(n)$ – це дискретний сигнал, що має кінцеву довжину ($n = 0, 1, \dots, N-1$), то вираз оцінки кумулянтів (середнє значення) 3-го порядку матиме наступний вигляд:

$$\hat{C}_{3x}(k, l) = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} x^*(n+k) \cdot x(n+l), \quad (1.7)$$

де $k, l = 0, 1, \dots, N$, «*» - комплексне сполучення. [6, 22]

1.3.3 Вейвлет аналіз

Вейвлет аналіз також використовується для дослідження звуків легень. Вейвлет-спектрограми – найважливіший продукт цього аналізу, на яких можна розгледіти особливості сигналів, що недоступні на графіках сигналів спектрограми Фур'є. Він дозволяє оцінити розподіл загальної коливальної енергії одночасно за частотою та часом та показати, коли та з якою точністю відбуваються сплески коливальної енергії. Проте він має власний недолік – недостатньо широко відомі колу дослідників, які займаються експериментальними даними.

Технологія вейвлетів базується на узагальненому уявленні сигналу $s(t)$ у векторному просторі у вигляді базисних функцій $\Psi_{a,b}(t)$ помножені на коефіцієнти $C_{a,b}$:

$$s(t) = \sum_{a,b} C_{a,b} \Psi_{a,b}(t), \quad (1.8)$$

де a, b – часовий масштаб та часова локалізація.

На відміну від Фур'є аналізу сигналів, вейвлет-перетворення забезпечує двомірну розгортку досліджуваного одновірного сигналу, тоді як частота та координата розглядаються як незалежні змінні. В результаті з'являється можливість досліджувати аналізувати властивості сигналу одночасно в фізичному (час, координата) та в частотному просторах. Область використання вейвлетів не обмежується аналізом властивостей сигналу. Вони також починають застосовуватися для прямого чисельного моделювання – як ієрархічний базис, гарно підходить для опису нелінійних процесів. [6, 23]

1.3.4 Кепстральний аналіз

Загальноприйнято, що кепстральний аналіз – спектр логарифма спектру вихідного сигналу. Для дослідження сигналу цим методом, первинний спектр має бути представлений у логарифмічному форматі. Перевагою кепстрального аналізу представлення інформації вихідного спектру ще більш компактно. [6]

Найпростіше трактування слова «кепстр» - спектр спектра. Проте для більшої ясності цього терміну, почнемо зі спектру. При переході із часової області у частотну, інформація подається більш наглядно, відбувається стиснення інформації. Чим простіший сигнал, тим простіше його представлення у частотній області. Так, наприклад, синусоїда в частотній області матиме вигляд крапки, а координати по осях міститимуть інформацію щодо амплітуди та періоду сигналу. Із

очевидних переваг спектрального методу, народилася ідея кепстрального аналізу. Для того, щоб знайти кепстр необхідно отримати спектр первинного сигналу, після чого вісь частоти, замінити на вісь часу. Таким чином, з'являється новий «сигнал», спектр якого потрібно знайти. Це призведе до глибшого частотного аналізу, який визначить явно невидимі періодичності в «сигналі». Тобто, отримана спектральна інформація представлена ще більш компактно. Наявні періодичності в сигналі і є гармонічними рядами, і в ідеалі вони будуть представлені в кепстрі у вигляді усього однієї складової.

Логарифмування не має відношення до суті методу, цей процес виконується для згладжування первинного спектру та зменшення кількості паразитних складових у кепстрі. На рисунку 1.2 показані спектральний та кепстральний аналізи одного і того ж сигналу.

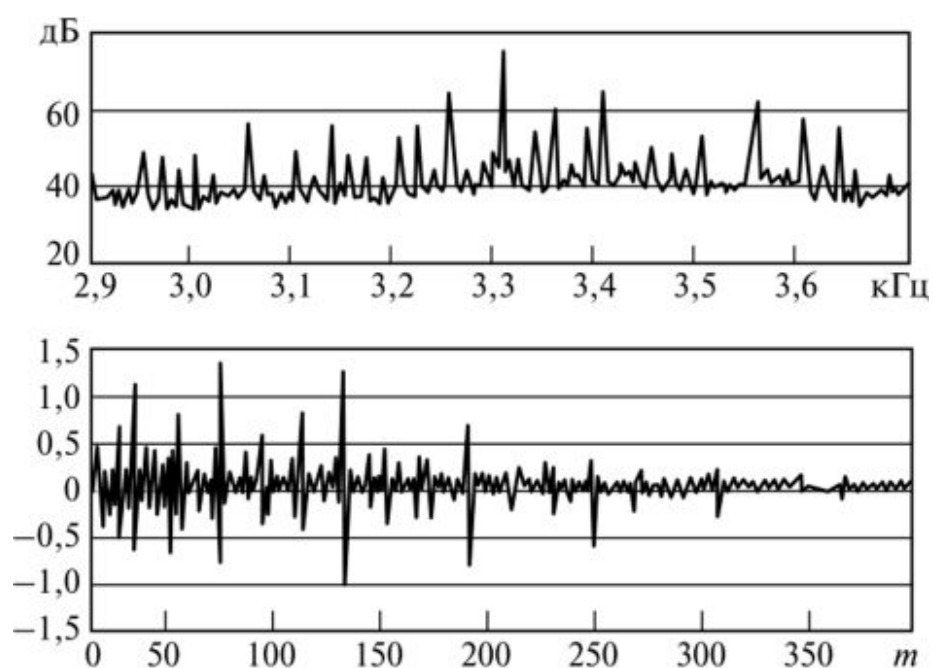


Рисунок 1.2 – Спектральна та кепстральна функції звуків вібрації

Для практичної реалізації кепстрального аналізу слід брати до уваги певні нюанси:

- На відміну від звичайного спектрального аналізу тут відсутнє поняття усереднення. Данні вводяться однократно;

- Нехай первинний спектральний аналіз має діапазон частот від 0 до 80 Гц із кроком аналізу 1 Гц., тобто сигнал складається з 80 спектральних складових, які потрібно зчитати у певному темпі. Тоді кількість відліків складатиме 80. Якщо менше, то інформація втрачається, якщо більше, то інформація повторюється ;
- Незалежно від напрямку можна зчитувати сигнал, це не впливає на періодичності;
- Швидкість темпу зчитування сигналу теж немає ніякого сенсу;

Важливо розуміти принципову різницю між частотними компонентами традиційного спектрального сигналу та частотними компонентами кепстру. В першому випадку будь-яка складова має фізичний зміст, сигнал з такою частотою й амплітудою справді існує у первинному сигналі в часовій області. В другому випадку, наявність гармонік може зовсім не означати, що відповідна періодичність присутня в сигналі в часовій області.

Враховуючи усю вищеописану інформацію, фахівці певні, що для трактування отриманих результатів необхідні якісні знання та досвід. [24]

Кепстральний метод має певні переваги перед деякими з вище зазначених аналізів. Так, наприклад, порівнюючи його зі спектральним аналізом маємо наступне: спектр – стиснення сигналу в часовій області, тоді як кепстр – стиснення спектру. Відповідно, очевидно, що кепстральний аналіз може надати інформацію про ознаки невидимі для спектрального аналізу. Важливою відмінністю є розподіл спектру за звичайною шкалою та мел-шкалою, оскільки в другому випадку виділяються найбільш важливі для сприйняття людиною частоти, що надає більшу вірогідність правильної ідентифікації захворювання. [34]

На відмінну від автокореляційного методу, в кепстральному аналізі замість енергетичного спектру використовують логарифм амплітудного спектра, так що зменшується вплив високоамплітудних відділів спектру. Це особливо важливо для області частот першої форманти, яка часто має негативний вплив на якість роботи автокореляційного аналізу. [33]

Для подальшого дослідження звуків дихання було обрано кепстральний метод та побудовано класифікатор на основі отриманих результатів.

1.3.5 Інші методи аналізу звуків легень

Окрім вищеперерахованих методів також використовують й інші. Наприклад, аналіз методів вищих порядків статистики. Причина використання цього методу є складна природа звуків легень. Дані енергетичного спектру представляють собою опис Гаусівського процесу. В деяких випадках необхідно отримати інформацію про відхилення від розподілу Гауса та інформацію про наявність нелінійної складової. Для таких випадків краще використовувати спектр вищих порядків, що може надати таку інформацію.

Інший метод дослідження – ітераційний аналіз, який ґрунтується на коефіцієнті крутозу для визначення нестандартних бі-акустичних сигналів, таких як звуки легень. Значення коефіцієнта крутозу для сигналу Гауса дорівнює нулю. Значне відхилення цього значення говорить про наявність не гаусівських сигналів, які і є цікавими для дослідження.

Ще один метод дослідження звуків легень – метод акустичної інтенсивності, що дозволяє поділити шуми на спектральні складові за повітряною та структурною провідністю голосу та дихання. Коротка відстань між джерелами шумів з різними частотами спектрального максимуму, можна інтерпретувати, як присутність порушення дихальної системи, яка в залежності від ступеня стискання в різних фазах дихання, надає варіацію частот коливання дихальних шляхів. [6]

1.4 Висновки

Респіраторні захворювання одні з найпоширеніших у світі і є причиною багатьох смертей. Вчасне діагностування патології є першим кроком у стратегії лікування. Аускультация – фундамент діагностики захворювань дихальної системи.

Перебіг бронхолегеневих хворіб дуже довгий і часто переростає в хронічну стадію. Тому важливим моментом є реєстрація досліджуваних сигналів, з можливістю прослухати їх заново. Це може бути корисним для моніторингу погіршення хвороби або ж навпаки для прогресу лікування патології. Також важливим фактором є візуалізація отриманих даних, так щоб можна було одночасно застосувати органи слуху та зору і покращити точність кінцевого результату.

Оскільки проблема пов'язана з дихальними хворобами існує вже давно, то й кількість методів діагностики з часом зростає. Тому маємо широкий спектр вибору методу діагностики. Задача лікаря полягає у правильному виборі методу, так щоб результати були отримані якнайшвидше, з чіткими уявленнями про патологію та комфортною обстановкою для пацієнта.

Сучасні методи машинного аналізу звуку легень не є універсальними, а скоріше направлені на конкретну задачу. Частотний метод, незважаючи на свою простоту, має істотний недолік – неможливість однозначно виділити побічні шуми на фоні основних, тому що їх частотні діапазони перекриваються. Вейвлет-аналіз позбавляє сигнал від шуму та надає двовимірну розгортку одновимірного сигналу, проте цей метод не є широко поширеним серед дослідників експериментальної практики. Автокореляційний аналіз має велику кількість модифікацій, краще виділяє ознаки хвороби, ніж спектральний аналіз, проте може припускати грубі помилки. Кепстральний аналіз здатен надати інформацію, яку неможливо визначити спектральним аналізом, вимірює за шкалою більш наближеної до частоти, що краще сприймається людиною, тим не менш, щоб достовірно

інтерпретувати отримані результати, необхідно мати великий досвід та широкий спектр знань.

2 ТЕОРЕТИЧНЕ ОБГРУНТУВАННЯ ПРАКТИЧНИХ РОБІТ

2.1 Мел-кепстральний аналіз

У ході роботи для дослідження звуків легень було обрано кепстральний аналіз. Метод мел-кепстральних коефіцієнтів представляє собою спектральну обвідну з коефіцієнтами, розташованими один від одного на відстані по шкалі Мела, що зосереджені на частотах. Їх використання обумовлене перш за все зручністю практичного використання.

Основна ідея використання мел-кепстральних коефіцієнтів для аналізу звуків легень – простота та спроба знаходження нової корисної інформації для діагностики стану бронхолегеневої системи.

Ознаки, побудовані на основі мел-кепстральних коефіцієнтів, проводять кількісну оцінку висоти звуку, оскільки використовується мел-шкала. Інакше кажучи, виділяються частоти найбільш важливі для людського сприйняття. Необхідно розуміти значення таких понять, як мел та кепстр. Мел – одиниця висоти звуку, яка основана на сприйнятті цього звуку органами слуху людини, або іншими словами, своєрідне представлення енергії спектру сигналу, яке зазвичай є вектором із тринадцяти речових чисел. Кепстр – результат дискретного косинусного перетворення від логарифму амплітудного спектру сигналу. [26]

2.1.1 Алгоритм методу мел-кепстральних коефіцієнтів

Мел-кепстральні коефіцієнти (MFCC) були введені S. Davis P. Marmelstein. Шкала –Мел співвідносить висоту чистого тону з фактичною частотою вимірювань (Гц).

Ця залежність має не зовсім лінійний характер та описується наступною формулою:

$$M(f) = 1127,01048 \ln \left(1 + \frac{f}{700} \right), \quad (2.1)$$

де $M(f)$ – залежність шкали мел від частоти.

Аналогічно можна перевести мел в частоту, використовуючи зворотнє перетворення:

$$f(m) = 700 \cdot \left(e^{\frac{m}{1127,01048}} - 1 \right), \quad (2.2)$$

де $f(m)$ – залежність частоти від шкали мел.

Найбільше розповсюдження отримала саме ця одиниця вимірювання, тому що вона відповідає особливостям сприйняття звуків людини. Графік залежності частоти від мел представлено на рисунку 2.1.

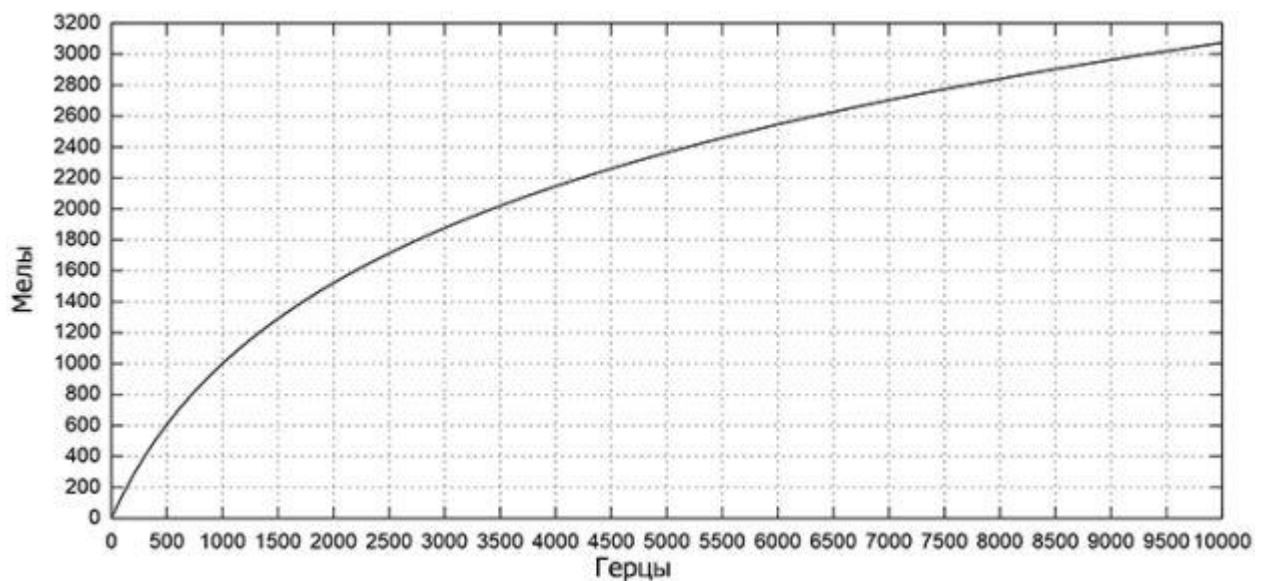


Рисунок 2.1 – Графік залежності частоти від мел

Знаходження мел-кепстральних коефіцієнтів включає наступні кроки:

1. Необхідно розділити сигнал на фрейми. Довжина одного фрейму вибирається від 20 до 40 мс, так як звуковий сигнал в цьому проміжку не дуже змінюється. Записується це у вигляді:

$x, 0 \leq n \leq N$, де N – розмір одного фрейма,
 $x_j(n)$ – j -ий фрейм.

Наступні кроки застосовуються для кожного створеного фрейма

2. Звуки легень кінцеві і не є періодичними, тому через розриви на їх кінцях з'являються ефект витoku. Для зниження впливу цього явища на результат, кожний кадр перемножується на віконну функцію Хеммінга:

$$w(n) = 0,54 - 0,46 \cos\left(\frac{2\pi n}{N-1}\right), 0 \leq n \leq N-1, \quad (2.3)$$

де N – ширина фрейму;

n – порядковий номер елемента у фреймі.

До отриманого результату застосовується дискретне перетворення Фур'є (ДПФ):

$$X_j(k) = \sum_{n=0}^{N-1} x_j(n) \cdot w(n) \cdot e^{-\frac{2\pi i}{N}kn}, 0 \leq k < N, \quad (2.4)$$

де j – номер фрейма;

$X_j(k)$ – k -ий компонент ДПФ;

$w(n)$ – функція Хеммінга;

n – часовий індекс вхідних відліків;

N – кількість відліків вхідної послідовності і кількість частотних відліків результату ДПФ.

3. Розраховуємо періодограму для кожного фрейму за наступною формулою:

$$P_j(k) = \frac{|X_j(k)|^2}{N}, \quad (2.5)$$

де $X_j(k)$ – дискретне перетворення Фур'є;

N – ширина фрейму.

4. Вираховуємо блок мел-фільтрів. Для цього трикутні фільтри (від 20 до 40) множаться на періодограму та сумуються. В результаті отримаємо енергії набору фільтрів.

Кожний трикутник фільтрів моделюється за допомогою наступної функції:

$$H_m(k) = \begin{cases} 0, & k < f(m-1) \\ \frac{k-f(m-1)}{f(m)-f(m-1)}, & f(m-1) \leq k < f(m) \\ \frac{f(m+1)-k}{f(m+1)-f(m)}, & f(m) \leq k \leq f(m+1) \\ 0, & k > f(m+1) \end{cases}, \quad (2.6)$$

де m – число фільтрів, що ми хочемо отримати.

Знаючи число фільтрів (зазвичай 26) і діапазон частот, що нас цікавлять, функцію $f(\cdot)$ можна знайти, використовуючи формули (2.1) та (2.2) (див. Рисунок 2.2).

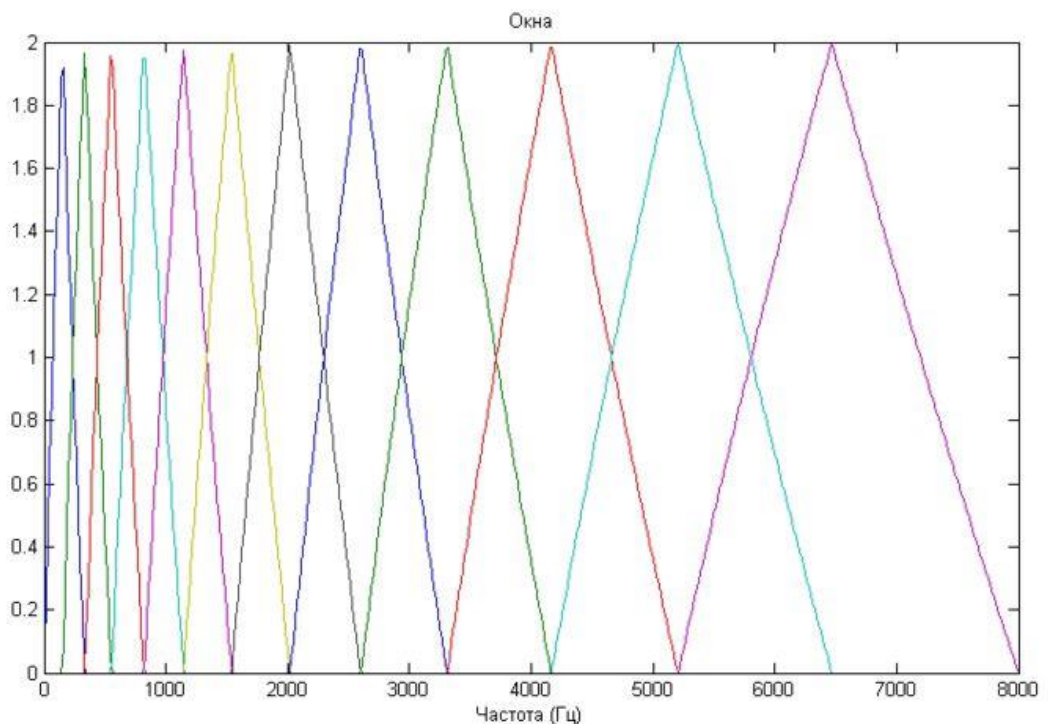


Рисунок 2.2 – Трикутні фільтри в залежності від частоти

Фільтри збираються в області низьких частот, забезпечуючи більш високий «дозвіл», там де це необхідно для розпізнавання.

5. Отримані енергії логарифмуються. Це також можна пояснити з точки зору людського слуху: ми не чуємо гучність в лінійному масштабі. Зазвичай, для того, щоб посилити гучність звуку, необхідно витратити в 8 раз більше енергії. Це означає, що більші коливання енергій можуть звучати не так вже й інакше, якщо звук від початку був досить гучний. Ця операція стиснення робить наші функції більш близькими до того, що насправді чують люди.

В результаті, маємо певний набір коефіцієнтів, що не є ще MFCC:

$$S_j(m) = \ln \sum_{k=0}^{N-1} P_j(k) H_m(k), \quad 0 \leq m < M, \quad (2.7)$$

де $X_j(k)$ – дискретне перетворення Фур'є k -го компонента;

$P_j(k)$ – періодограма k -го компонента;

M – кількість мел-кепстральних коефіцієнтів.

6. Останній крок полягає у використанні дискретного косинусного перетворення, після якого остаточно отримуємо мел-кепстральні коефіцієнти.

$$c_j(n) = \sum_{m=0}^{M-1} S_j(m) \cos\left(\frac{\pi n(m+\frac{1}{2})}{M}\right), \quad 0 \leq n < M, \quad (2.8)$$

де $S_j(m)$ – отриманий набір коефіцієнтів;

M – кількість мел-кепстральних коефіцієнтів.

Причина виконання останнього пункту в наступному: фільтри перетинаються, а енергії фільтрів достатньо корелюються. Дискретне косинусне перетворення декорелює їх. Проте зберігається лише 12 коефіцієнтів з 20, через те, що більш високі коефіцієнти представляють швидкі зміни енергій набору фільтрів,

таким чином погіршують продуктивність розпізнавання стану здоров'я легень людини. Тому, відкинувши ці коефіцієнти, отримуємо певні покращення. [25]

2.1.2 Переваги та недоліки методу

Кожен метод має ряд своїх власних переваг та недоліків, які так чи інакше можуть вплинути на кінцевий результат. До переваг кепстрального аналізу можна віднести:

- Використовується спектр сигналу, що дозволяє враховувати хвильову природу сигналу при подальшому аналізі;
- Спектр проектується на мел-шкалу, дозволяючи виділити найбільш важливі для сприйняття людиною частоти;
- Кількість коефіцієнтів, що вираховуються можуть бути обмежені будь-яким значенням (наприклад, 12), що дозволяє стиснути фрейм і, як наслідок, кількість інформація, яка обробляється. [26]
- В значній мірі нечутливий до змін фази досліджуваних сигналів[28]

До недоліків кепстрального аналізу можна віднести:

- Не працездатний при наявності адитивного шуму (зазвичай виконується нормалізація для зменшення впливу шумів);
- Зрівнюються низькі та високі амплітуди в лог спектрі;
- Враховує індивідуальні особливості людини (для того, щоб позбутися цього недоліку, можна застосувати нормалізацію кепстрального середнього (CMN) з метою зменшення спотворень, що викликані каналом передачі. Інакше кажучи, вираховується кепстральне середнє, яке наближено описує спектральні характеристики каналу передачі та вираховуються з коефіцієнтів. В цьому місці відбувається зменшення

чутливості до звуку запису. Таким чином, видаляються індивідуальні особливості дихання); [27]

- Складність інтерпретації результатів, і як наслідок – необхідна наявність експертної системи чи висококваліфікованих спеціалістів. [28]

Принаймні два недоліки можна усунути, застосувавши нормалізацію, а останній взагалі залежить від кваліфікації лікаря, яку можна підвищити розширенням теоретичних знань та їх закріплення практичним досвідом.

2.1.3 Використання методу

Більшість робіт у розвитку методу мел-кепстральних коефіцієнтів присвячені саме задачам, пов'язаних з перетворенням голосу, так що це дозволяє досягнути кращу продуктивність у порівнянні з іншими варіантами та забезпечує якісне квантування, інтерполяцію та представлення формантної структури.

Наприклад, використання кепстрального аналізу в задачах, пов'язаних з обробкою мови. Більшість сучасних автоматичних систем синтезу та розпізнавання мови зосереджують зусилля на витягуванні частотної характеристики мовного тракту людини, відкидаючи при цьому характеристики сигналу збудження. Це пояснюється тим, що коефіцієнти першої моделі забезпечують кращу роздільність звуків. Для відділення сигналу збудження від сигналу мовного тракту використовують кепстральний аналіз. [26]

Інша робота присвячена розпізнаванню особистості на основі голосових даних. Метод, яким обробляють голосові зразки, оснований на будівництві гістограм частотних розподілів мел-кепстральних коефіцієнтів. Для цієї роботи, недолік, що згадувався у попередньому пункті – врахування індивідуальних особливостей, - грає важливу роль. [35]

2.2 Основні типи класифікаторів

Для ідентифікації стану здоров'я легень людини були побудовані різні типи класифікаторів на основі отриманих даних методом мел-кепстральних коефіцієнтів. Проте для реалізації автоматичної класифікації необхідна численна оцінка якості роботи класифікатора. Для цього виділяють наступні критерії: точність, повнота, F-міра.

2.2.1 Критерії оцінки класифікатору

Точність

В найпростішому випадку такою метрикою може бути доля документів, за якою класифікатор прийняв правильне рішення. Математично це можна записати наступним чином:

$$\text{Точність} = \frac{P}{N}, \quad (2.9)$$

де P – кількість документів, за якими класифікатор прийняв правильне рішення;

N – розмір навчальної вибірки.

Повнота

Повнота – доля знайдених класифікатором документів, що належать класу відносно всіх документів цього класу в тестовій вибірці. Повноту легко розрахувати за допомогою таблиці контингентності, яка будується окремо для кожного класу. Така таблиця представлена на рисунку 2.3.

Категория i		Экспертная оценка	
		Положительная	Отрицательная
Оценка системы	Положительная	TP	FP
	Отрицательная	FN	TN

Рисунок 2.3 – Таблица контингентності

Таблиця містить інформацію скільки раз система зробила правильне та помилкове рішення за документаціями даного класу.

Користуючись цією інформацією можна розрахувати повноту та точність системи:

$$\text{Повнота} = \frac{TP}{TP+FN}, \quad (2.10)$$

$$\text{Точність} = \frac{TP}{TP+FP}, \quad (2.11)$$

де TP – істинно-позитивне рішення;

TN – істинно-негативне рішення;

FP – помилково-позитивне рішення;

FN - помилково-негативне рішення.

Ще один метод розрахунку точності та повноти виконується за допомогою матриці неточностей – матриця, розмір якої N на N , де N – кількість класів. Стовпці відповідають за експертне рішення, а рядки за рішення класифікатора. Приклад матриці неточностей показано на рисунку 2.4.

	0.91	0.96	0.94	0.75	1.00	0.83	0.85	0.97	1.00	0.86	1.00	0.79	1.00	0.75	1.00	1.00	0.96	0.90	0.81	0.89	0.94	0.98	0.86	0.89	0.94	0.92	0.96
0.80		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24	25	26
0.95	1	94					3														1					1	
1.00	2		32																								
0.29	3			6			3	2		1							1	1			1		1	3		2	
1.00	4				2																						
0.50	5					5															1			2		1	1
0.92	6	1					152			1								1	4	2	3					2	
0.97	7	1		1				256												1	2					2	
0.33	8								1																	1	
0.97	9									69																	2
0.82	10					2					18										1	1					
0.87	11											34		4										1			
1.00	12												37														
0.57	13											9		12													
0.63	14													5				3									
0.50	15															2				1	1						
0.77	16						2	1										47		1	3	4		2		1	
0.87	17								1									1	69	1	2	5					
0.97	18					1	4			1										197	1						
0.78	19																	2	35	183	13			2		1	
0.97	20						10	3		1										4	702					6	
0.93	21		2																			56		2			
0.29	22			1			2			6										1	1	1		6	2		1
0.91	23						1											1		3	6			115			
1.00	24																							16			
0.93	25	1						1											2	4	5				1	196	
0.98	26	1																		1							78

Рисунок 2.4 – Матриця неточностей

З рисунку 2.4 видно, що більшість діагональних елементів яскраво виражені, а отже ці документи класифікатор визначає правильно. Проте деякі класи показують низьку точність. Маючи таку матрицю, дуже легко розрахувати повноту та точність кожного із класів. Точність визначається як відношення діагонального елемента матриці і суми всього рядка класу. Повнота визначається відношенням діагонального елемента та всього стовпця класу. Математично це виглядає наступним чином:

$$\text{Повнота}_c = \frac{A_{c,c}}{\sum_{i=1}^n A_{i,c}}, \quad (2.12)$$

$$\text{Точність}_c = \frac{A_{c,c}}{\sum_{i=1}^n A_{c,i}}, \quad (2.13)$$

де c – номер відповідного класу;

i – індекс, який змінюється в діапазоні $[1;n]$;

n – кількість класів.

Результуюча повнота класифікатора розраховується як середнє арифметичне його повноти по всіх класам. Аналогічно з точністю.

F-міра.

Чим вищі повнота та точність, тим краще. Проте в реальному житті неможливо досягти максимальної точності та повноти одночасно. Необхідно шукати баланс. Тому, потрібна метрика, яка об'єднує усю отриману інформацію про повноту та точність алгоритму. F-міра представляє собою гармонічне середнє між точністю та повнотою. Вона близька нулю, якщо точність та повнота близькі нулю.

$$F = 2 \cdot \frac{\text{Точність} \cdot \text{Повнота}}{\text{Точність} + \text{Повнота}}. \quad (2.14)$$

Дана формула надає однакову вагу як точності, так і повноті. Проте можна надати перевагу одній з метрик, скориставшись наступною формулою:

$$F = (\beta^2 + 1) \cdot \frac{\text{Точність} \cdot \text{Повнота}}{\beta^2 \cdot \text{Точність} + \text{Повнота}}, \quad (2.15)$$

де β приймає значення в діапазоні від 0 до 1, якщо перевага надається точності, та більше 1, якщо перевага надається повності. У разі $\beta=1$, формула приймає вигляд (2.14) і знову отримаємо збалансовану F-міру. [36]

Оцінка нижче зазначених класифікаторів проводиться за допомогою матриці неточностей на основі результатів, отриманих методом мел-кепстральних коефіцієнтів у просторі Matlab.

2.2.2 Класифікатор типу Decision Tree

Класифікатор дерев рішень (Decision Tree Classifier) – це найбільш часто та широко застосовуваних алгоритмів машинного навчання, який може виконувати завдання регресії та класифікації.

Класифікатор розбиває данні на все менші підмножини на основі різних критеріїв, тобто у кожної підмножини своя упорядкована категорія. З кожним кроком кількість об'єктів певного критерія зменшується. Класифікація закінчиться, тоді як мережа дійде до підмножини лише з одним об'єктом, яка міститиме прогноз або результат дерев рішень.

Алгоритм рішень дуже простий, проте досить потужний і також має широке застосування у повсякденному житті.

Переваги дерев рішень:

- Можуть використовуватися для прогнозування як безперервних, так і дискретних значень. Тобто, добре працюють як для регресії, так і для задач класифікації;
- Вимагають порівняно менше зусиль для тренування алгоритму;
- Можуть бути використані для класифікації нелінійно відокремлюваних даних;
- Дуже швидкі та ефективні наприклад з KNN та іншими алгоритмами класифікації. [37]

2.2.3 Класифікатор типу KNN

Метод К-найближчих сусідів (K-Nearest Neighbors) представляє собою тип контролюючих алгоритмів машинного навчання. KNN простий в реалізації в його самій базовій формі, при цьому виконує досить складні задачі класифікації. Цей

класифікатор можна охарактеризувати як ледачий, оскільки він не має спеціальної фази навчання. Скоріше за все, він використовує все данні для навчання при класифікації нової точки даних. KNN – непараметричний алгоритм навчання, який означає, що він не припускає нічого про базові дані. Це надзвичайно корисна функція, так як більша частина реального світу не відповідає теоретичним припущенням.

Алгоритм KNN є одним з найпростіших з машинного навчання. Суть полягає у вираховуванні відстані від нової точки даних до всіх інших точок даних. Відстань може бути будь-якого типу, наприклад, евклідового чи манхетенське і т. д. Потім вибирається K -найближча точка даних, де K може бути будь-яким цілим числом. Нарешті, він присвоює точку даних класу, якому належить більшість з K точок.

Переваги використання методу KNN:

- Дуже простий в реалізації;
- Не потребує навчання, перш ніж робити прогнози в реальному часі. Це робить алгоритм KNN набагато швидше, ніж інші алгоритми, які потребують навчання;
- Оскільки алгоритм не потребує навчання, перш ніж робити прогнози, нові данні можуть бути добавлені без проблем;
- Для реалізації алгоритму необхідно лише два параметри: значення K та функція відстані (наприклад, евклідов, Манхетен і т. д.);

Недоліки використання методу KNN:

- Алгоритм погано працює в даними великих розмірів, тому що при великій кількості вимірів стає важко вираховувати відстань в кожному вимірюванні;
- Алгоритм має високу вартість прогнозування для великих наборів даних. Це пов'язано з тим, що в великих наборах даних вартість вираховування відстані між новою точкою та кожною існуючою точкою стає вище;

- Алгоритм погано працює з категоріальними ознаками, оскільки важко знайти відстань між вимірюваннями з категоріальними ознаками. [37]

2.2.4 Дискримінантний аналіз

Лінійний дискримінантний аналіз (LDA) – контролююча методика зменшення розмірності. LDA намагається зменшити розміри наборів функцій, зберігаючи при цьому інформацію, яка відрізняє вихідні класи. Потім точки даних проєктуються у новий вимір таким чином, щоб кластери були настільки віддалені один від одного, наскільки це можливо, і окремі елементи всередині кластера були якнайближче до центроїду кластера. Нові виміри простягаються на основі їх властивостей максимізувати відстань між кластерами та мінімізувати відстань між точками даних в кластері та їх центроїдами. Ці нові виміри формують лінійні дискримінантні набори функцій.

2.2.5 Метод опорних векторів

Метод опорних векторів (SVM) є різновидом алгоритму навчання класифікації контролюючого станка. SVM реалізовані унікальним способом у порівнянні з іншими алгоритмами машинного навчання.

У випадку, коли маємо два класи даних, типовий алгоритм машинного навчання намагається знайти границю, яка розподіляє данні таким чином, щоб помилка помилкової класифікації була мінімальною. Проте, в деяких випадках можливі декілька варіантів проведення границі, як показано на рисунку 2.5.

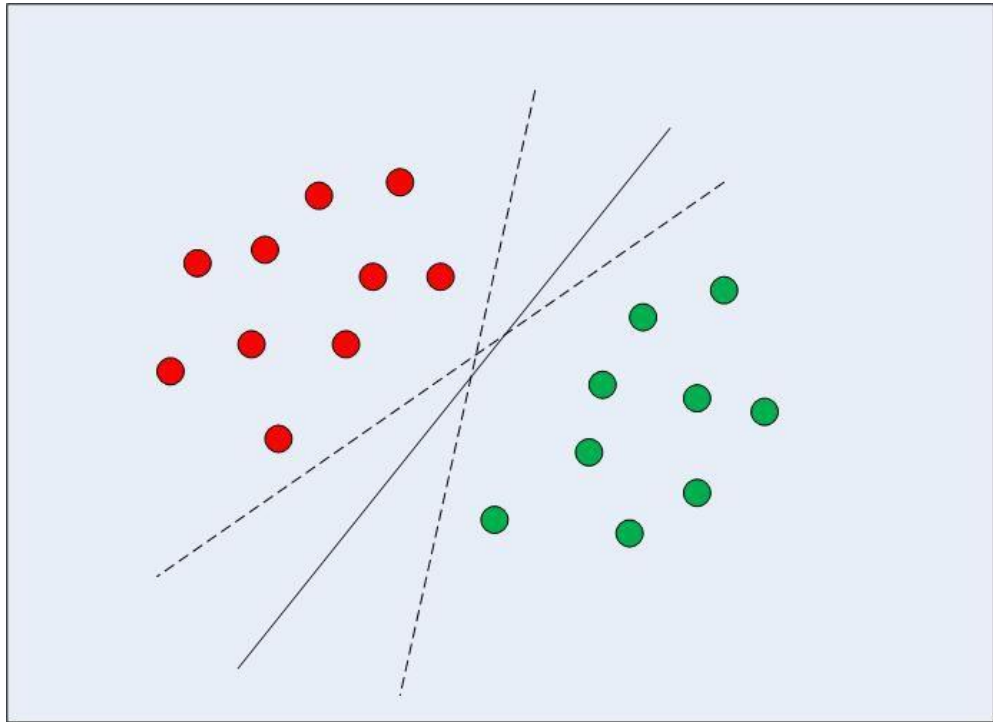


Рисунок 2.5 – Границі з декількома рішеннями

SVM відрізняється тим, що він вибирає границю рішень, яка максимізує відстань від найближчих точок даних усіх класів. Цей метод не просто знаходить границю рішень, він шукає найбільш оптимальне рішення границі. Найбільш оптимальна, у даному випадку, та, яка має максимальний відрив від найближчих точок всіх класів. Найближчі точки від границі рішення, які максимізують відстань між границею рішень та точками, називають опорними векторами, які видно на рисунку 2.6. Границя рішень у випадку методу опорних векторів називають класифікатором максимального запасу. [37]

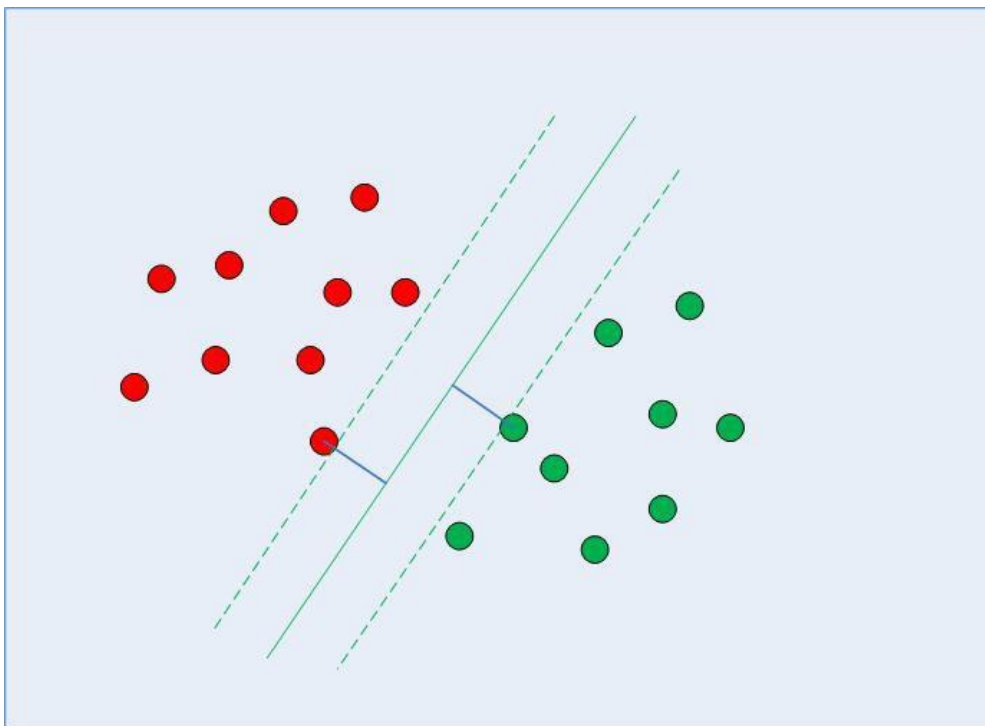


Рисунок 2.6 – Границя рішень з опорними векторами

2.3 Кросс-валідація

Для успішного навчання аналітичної моделі необхідно, щоб класи були представлені приблизно в однаковій пропорції. Інакше, при невдалому формуванні бази даних, один з класів може виявитись домінуючим. Це може викликати «перекіс» в процесі навчання і домінуючий клас тоді розглядатиметься як найбільш ймовірний. Метод перехресної перевірки дозволяють уникнути цього.

Кросс-валідація (КВ) – метод формування навчальних та тестових множин, який використовується для оцінки точності прогнозування моделі. Суть перехресної перевірки полягає у перевірці властивостей моделі передбачати нові данні, які не були використані при її оцінці і надати уявлення про те, як ця модель буде узагальнювати невідомий набір даних.

Кросс-валідація має дві основні переваги перед застосуванням однієї множини для навчання та однієї для тестування моделі:

1. Розподіл класів виявляється більш рівномірним, що покращує якість навчання.
2. Якщо при кожному проході оцінити вихідну помилку моделі та усереднити її по всіх проходах, то отримана в результаті оцінка буде більш достовірною. [38]

Кросс-валідацію можна використати для об'єктивного порівняння методів в термінах відносних коефіцієнтів їх помилок класифікації. [39]

2.3.1 Кросс-валідація по K блоках

В основі методу лежить розподіл початкових даних на k блоків, які рівні між собою. Один з блоків використовується для тестування, тоді як на інших блоках ($k-1$) здійснюється навчання моделі. Процедура повторюється k раз, по чергово змінюючи тестовий блок, так щоб кожний раз використовувався новий, а навчання здійснювалося на тих, що залишилися. Виходить k результатів, по одному на кожний блок, які усереднюють або комбінують та дають одну оцінку. Зазвичай k обирають 10, іноді 5. Якщо k дорівнює кількості елементів в початковому наборі даних, то цей метод називається кросс-валідація по окремим елементам. Існує також багаторазова кросс-валідація, яка виконується декілька разів. Наприклад, 5-кратна 10-блочна кросс-валідація дасть 50 оцінок, на основі яких потім буде розрахована середня оцінка. [38, 39]

Для того щоб правильно обрати метод необхідно враховувати об'єм даних та декілька інших факторів. В сфері статистики для аналізу методів використовують їх робочі характеристики. Таким чином, описані методи можна охарактеризувати за допомогою зміщення та дисперсії.

Розглянемо залежність дисперсії від кількості валідаційних блоків. Значення 5 на осі x відповідає 5-блочній КВ, значення 10 – 10-блочній КВ відповідно. Значення більше 10 відповідає багаторазовій 10-блочній КВ (наприклад, 60

відповідає 6-кратній 10-блочній КВ). Наприклад, значення 0,019 – медіана дисперсії по всім згенерованим набором даних для 5-блочної КВ.

При збільшенні кількості валідаційних блоків з 5 до 10, спостерігається зменшення дисперсії. Аналогічно, при збільшенні багаторазових повторень k -блочної КВ, дисперсія зменшується (див. Рисунок 2.7).

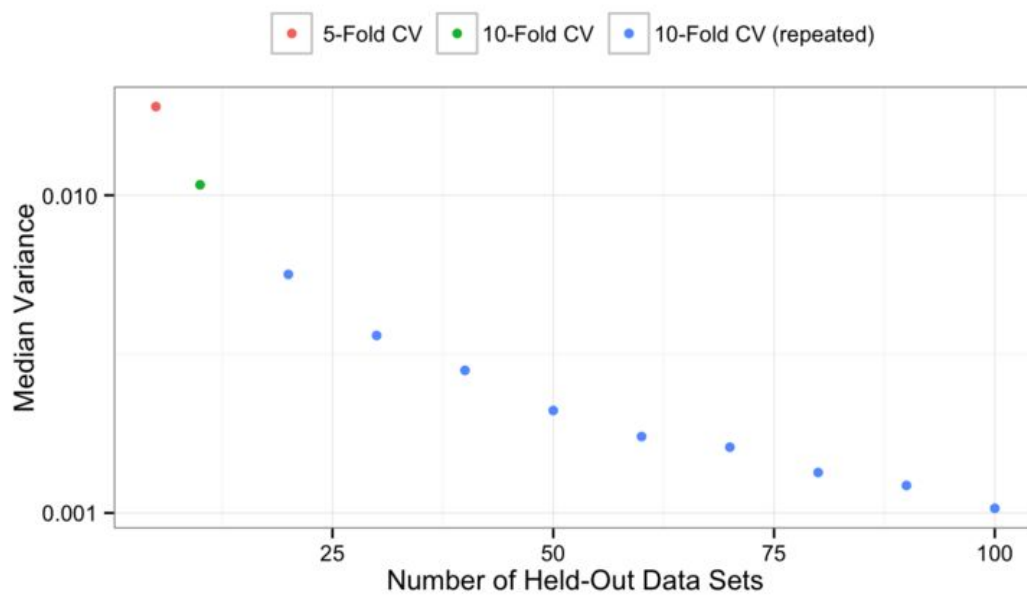


Рисунок 2.7 – Залежність медіани дисперсії (Median Variance) від кількості валідаційних блоків (Held-Out Data Sets)

Розглянемо зміщення. Згідно загальноприйнятій думці, зміщення повинно бути меншим для багаторазової 10-блочної КВ, оскільки в цьому випадку валідаційні вибірки мають менший розмір. Результати представлені на рисунку 2.8.

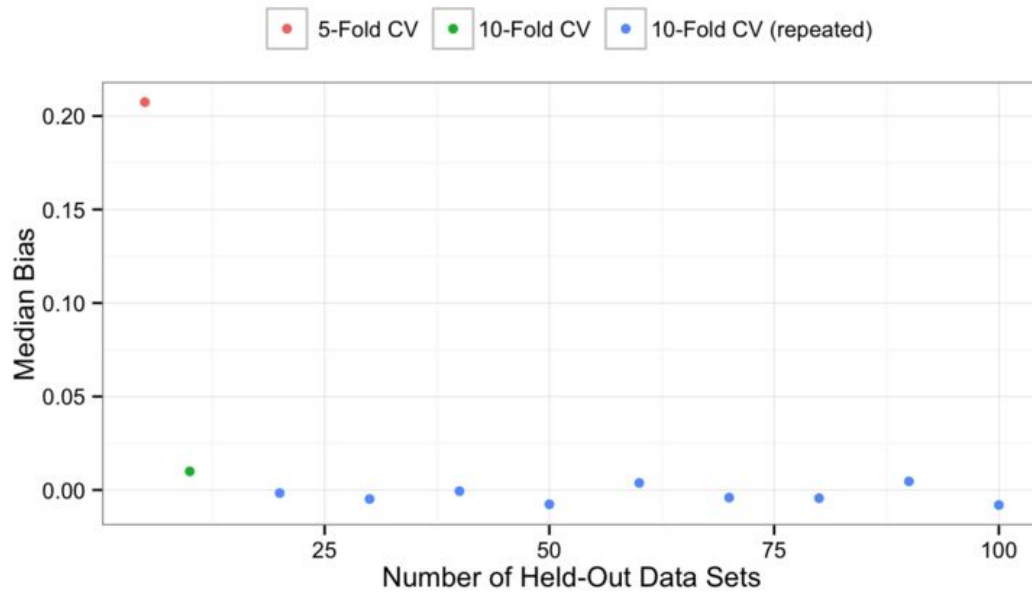


Рисунок 2.8 – Залежність медіани зміщення (Median Bias) від кількості валідаційних блоків (Held-Out Data Sets)

Оцінка 5-блочної КВ має песимістичне зміщення, а при переході 10-блочної КВ зміщення зменшується. Проте багаторазова 10-блочна КВ дозволяє ще трохи зменшити зміщення, хоча цей результат може знаходитись в межах похибки. [38]

Перевага такого методу перед випадковим семплуванням в тому, що всі спостереження використовуються як для навчання, так і для тестування в точності один раз. [39]

2.3.2 Валідація послідовним випадковим семплуванням

Цей метод випадковими образом розбиває набір даних на навчальні та тестові набори. Для кожного такого розбиття, модель підганяється під тренувальні данні, а точність передбачень оцінюється на тестовому наборі. В кінці усі результати усереднюють за всіма розбиттями. Перевага такого методу перед КВ на К блоках в тім, що пропорції навчального та тестового наборів не залежать від числа блоків.

Недолік методу в тому, що деякі спостереження можуть ні разу не потрапити в тестовий набір, тоді як інші можуть потрапити в нього більше, ніж один раз. Інакше кажучи, тестові набори можуть перекриватися. До того ж, оскільки розбиття проводиться випадково, то результати зміняться у випадку повторного аналізу. [39]

Кросс-валідація є частиною процесу будування моделі. Алгоритм перевіряється на фактичні дані у реальному часі і дає більш точне уявлення про ефективність алгоритму. Для побудови класифікатора було використано перехресну перевірку по K блоках, обравши кількість блоків – 10, оскільки досліді показали, що в цьому випадку виходить найбільш достовірна оцінка вихідної помилки моделі.

2.4 Висновки до розділу

У другому розділі розглядається метод мел-кепстральних коефіцієнтів. Важливо відмітити, що отримані результати проєктуються на мел-шкалу, що дозволяє виділити найбільш важливі для сприйняття людиною частоти.

При виконанні алгоритму мел-кепстральних коефіцієнтів отримуємо невеликий набір значень, який замінює тисячі відліків звукового запису, об'єм даних яких значно менший, ніж спектральні чи часові представлення сигналу. Для покращення результату, можна початковий звук поділити на невеликі відрізки та вираховувати коефіцієнти для кожного з них.

Класифікатор є основою машинного навчання. Його використовують для оптимізації постановки респіраторного захворювання. У розділі було наведено декілька типів класифікатору.

Кросс-валідація є обов'язковою частиною будування моделі. Алгоритм перевіряє на фактичні дані у реальному часі і дає більш точне уявлення про ефективність роботи класифікатору. Наприклад, за відсутності кросс-валідації, при порівнянні SVM та KNN, на основі помилок на тренувальній вибірці, KNN, скоріше

за все, покаже себе краще, оскільки він більш гнучкий, ніж SVM. Проте, за допомогою перехресної перевірки, вдалося об'єктивно порівняти ці два методи.

У розділі було розглянута кросс-валідація по K блоках та валідація послідовно випадковим семплуванням. Порівнявши їх, стає очевидно, що перший варіант застосовувати ефективніше. Причиною є істотний недолік другого варіанту валідації, а саме – перекриття тестових наборів. Інакше кажучи, деяка інформація може взагалі не враховуватись, в той час як інша може бути продубльована.

Кросс-валідація по K блоках також має варіацію її використання, в залежності від кількості блоків. У будівництві моделі було обрано 10-блочну кросс-валідацію, оскільки дослідження показали, що у цьому випадку виходить найбільш достовірна оцінка вихідної помилки.

3 ЗАСТОСУВАННЯ МЕЛ-КЕПСТРАЛЬНОГО АНАЛІЗУ ТА КЛАСИФІКАТОРІВ ДЛЯ ОТРИМАННЯ ПРАКТИЧНИХ РЕЗУЛЬТАТІВ

3.1 Реалізація методу мел-кепстральних коефіцієнтів у просторі Matlab

Загальна база складається з 56 здорових людей, 100 хворих на ХОЗЛ та 84 хворих на бронхіт. Програма була написана за алгоритмом, описаним у пункті 2.1.1. Для аналізу було обрано три категорії людей: здорові, хворі на ХОЗЛ та хворі на бронхіт. При дослідженні запис звуку ділився на фрейми довжиною по 25 мс. Далі, для кожного з фреймів знаходились мел-кепстральні коефіцієнти. Таким чином, вдалося детально дослідити записи звуків. В результаті, було отримано 1867 значень кожного з 12 коефіцієнтів для однієї людини.

3.1.1 Отримання результатів

Визначався діапазон значень кожного коефіцієнта окремо. Отриманий діапазон досліджувався з кроком 0,1 (кепстральні коефіцієнти не мають розмірності). На кожному кроці визначалась кількість значень, величина яких знаходиться в межах відповідного діапазону. Приклад запису даних показано у таблиці 3.1. В таблиці представлені числа, що дорівнюють кількості значень відповідного коефіцієнта на кожному кроці дослідження.

Таблиця 3.1 – Таблиця даних коефіцієнта №1, отримана методом мел-кепстральних коефіцієнтів для здорових людей, хворих на ХОЗЛ та хворих на бронхіт.

Пацієнт	Діапазон								
	-0,6;-0,5	-0,5;-0,4	-0,4;-0,3	-0,3;-0,2	-0,2;-0,1	-0,1;0	0;0,1	0,1;0,2	0,2;0,3
Пацієнт 1 (здоровий)	7	13	94	528	735	396	80	3	
Пацієнт 2 (здоровий)		5	69	340	667	627	137	9	
Пацієнт 3 (здоровий)			65	370	788	496	131	4	
Пацієнт 4 (здоровий)			73	745	761	247	26		
Пацієнт 5 (здоровий)			9	340	981	424	98	4	
Пацієнт 57 (ХОЗЛ)			7	150	689	728	234	55	4
Пацієнт 58 (ХОЗЛ)			12	127	417	700	458	143	12
Пацієнт 59 (ХОЗЛ)			11	78	384	719	531	135	8
Пацієнт 60 (ХОЗЛ)				18	173	648	747	265	15
Пацієнт 61 (ХОЗЛ)			41	399	748	480	152	38	7
Пацієнт 157 (бронхіт)		4	24	130	505	721	329	85	8
Пацієнт 158 (бронхіт)	9	53	348	543	551	317	35		
Пацієнт 159 (бронхіт)			48	595	931	261	19		

Продовження таблиці 3.1

Пацієнт 160 (бронхіт)		3	20	149	833	748	102		
Пацієнт 161 (бронхіт)		28	102	268	542	636	258	18	

Аналогічно було розглянуто інші 11 коефіцієнтів. Окрім цього, також розраховувались такі показники, як: максимальне, мінімальне та середнє значення кожного коефіцієнта. Приклад запису даних представлено у таблиці 3.2.

Таблиця 3.2 – Максимальне, мінімальне та середнє значення коефіцієнта №1 для здорових людей, хворих на ХОЗЛ та хворих на бронхіт

Пацієнт	max	min	mean
Пацієнт 1 (здоровий)	0,1208	-0,5442	-0,1613
Пацієнт 2 (здоровий)	0,1859	-0,4424	-0,1266
Пацієнт 3 (здоровий)	0,1212	-0,4534	-0,1342
Пацієнт 4 (здоровий)	0,11	-0,4423	-0,1826
Пацієнт 5 (здоровий)	0,1503	-0,3459	-0,136
Пацієнт 57 (ХОЗЛ)	0,2553	-0,3394	-0,0849
Пацієнт 58 (ХОЗЛ)	0,2838	-0,3751	-0,0466
Пацієнт 59 (ХОЗЛ)	0,2533	-0,4255	-0,0354

Продовження таблиці 3.2

Пацієнт 60 (ХОЗЛ)	0,3254	-0,2956	0,0095
Пацієнт 61 (ХОЗЛ)	0,2623	-0,4243	-0,1246
Пацієнт 157 (бронхіт)	0,2396	-0,4671	-0,0662
Пацієнт 158 (бронхіт)	0,0776	-0,5595	-0,2061
Пацієнт 159 (бронхіт)	0,0758	-0,4681	-0,1709
Пацієнт 160 (бронхіт)	0,2165	-0,4132	-0,1091
Пацієнт 161 (бронхіт)	0,2124	-0,5351	-0,1153

Такі таблиці дозволили виділити певні закономірності кожної досліджуваної категорії для кожного коефіцієнта. Проте, для виділення окремих ознак, що зможуть надати оцінку стану здоров'я людини, необхідні порівняльні графічні рисунки, які представлені у розділі 3.1.2

3.1.2 Ідентифікація ознак стану здоров'я легень

Для ідентифікації ознак стану здоров'я людини було побудовано порівняльні гістограми для кожного коефіцієнта відповідно. Такі графічні рисунки допомогли визначити, які з 12 коефіцієнтів мають відмінність від здорових пацієнтів при наявності патології.

Порівняльні гістограми коефіцієнтів між здоровою людиною та хворого на ХОЗЛ показані на рисунку 3.1. Для прикладу використовуються усереднені дані здорових людей (синій колір гістограми) та пацієнта 57 (червоний колір гістограми).

На рисунку 3.1 (а-є) добре видно, що гістограми мають чітко виражені відмінності, що не можна розгледіти на інших графіках. Іншими словами, перші сім коефіцієнтів є гарними показниками для визначення ХОЗЛ, в той час як інші п'ять графіків не мають явних відмінностей, тому не здатні надати якісну інформацію щодо здоров'я людини. Аналогічно було побудовано порівняльні гістограми між іншими пацієнтами, які підтвердили результати на рисунку 3.1.

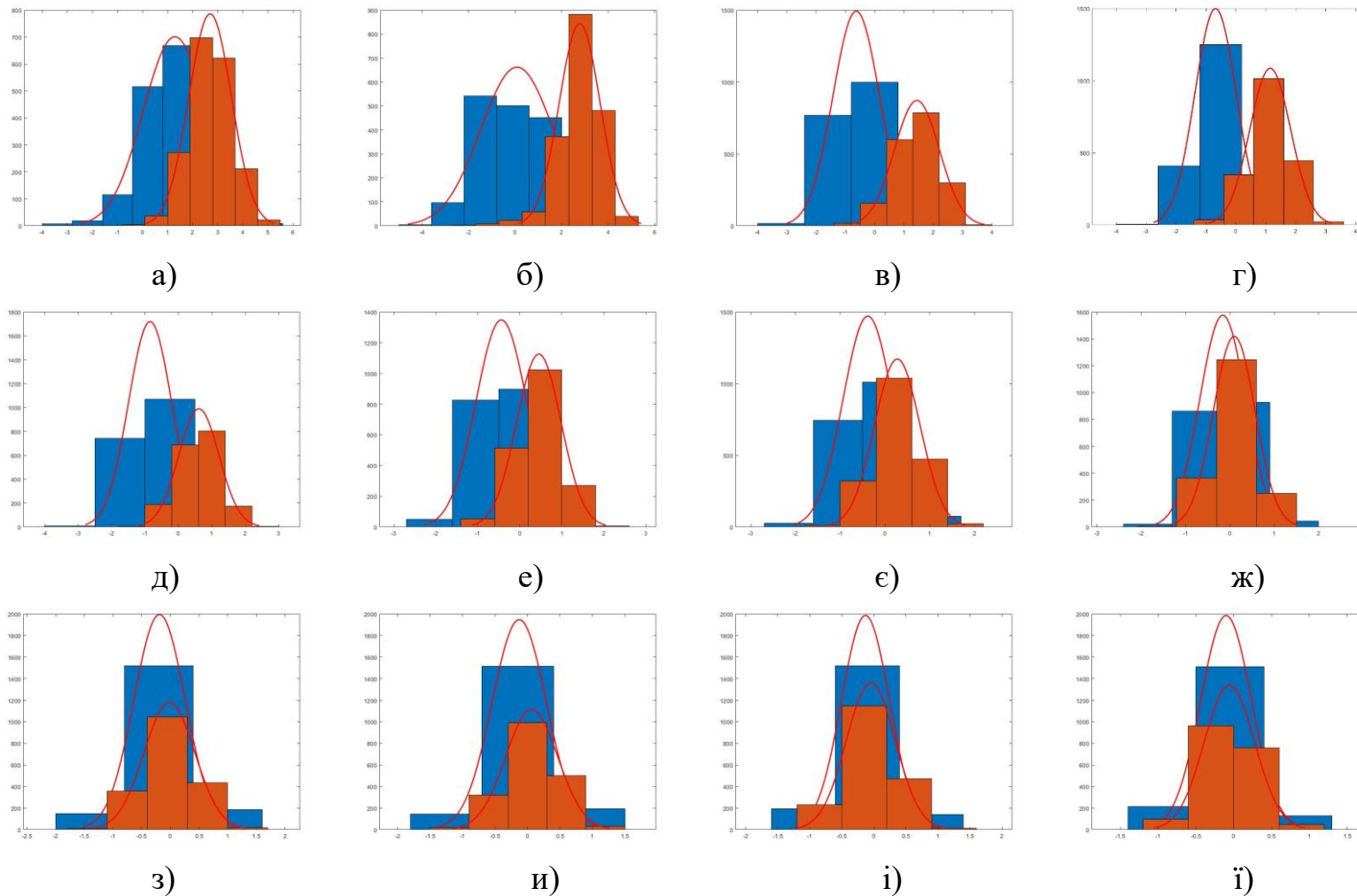


Рисунок 3.1 – Порівняльні гістограми здорової людини (синій) та хворої на ХОЗЛ (червоний): а) 1-ий коефіцієнт; б) 2-ий коефіцієнт; в) 3-ій коефіцієнт; г) 4-ий коефіцієнт; д) 5-ий коефіцієнт; е) 6-ий коефіцієнт; є) 7-ий коефіцієнт; ж) 8-ий коефіцієнт; з) 9-ий коефіцієнт; и) 10-ий коефіцієнт; і) 11-ий коефіцієнт; ї) 12-ий коефіцієнт;

Зовсім інша ситуація спостерігається для людей хворих на бронхіт. Для того, щоб наочніше виділити ознаки для останньої категорії людей представлено порівняльні графіки трьох різних випадків, які зображені на рисунках 3.2-3.4. Усі дані людей, що хворіють на бронхіт порівнювалися з усередненими даними здорових людей (червоний колір гістограми).

Графіки на рисунку 3.2 побудовані на основі даних пацієнта 157 (синій колір гістограми). Із отриманих ілюстрацій видно, що коефіцієнти 1, 3, 5 мають легкі відхилення на гістограмах при наявності патології. Важко сказати, що вони мають яскраво виражений характер, проте усі інші коефіцієнти однозначно не надають необхідну інформацію щодо стану здоров'я легень, адже їх гістограми збігаються з гістограмами здорових людей.

Розглянувши рисунок 3.3, на якому представлені дані пацієнта 158, який хворий на бронхіт (синій колір гістограми), можна виділити коефіцієнти 1, 2, 5. Так само, наявне лише невелике їх відхилення, які до того ж відрізняються за своїм складом від попереднього набору ознак, виділених за допомогою рисунку 3.2.

На рисунку 3.4 спостерігається розподіл коефіцієнтів, опираючись на дані пацієнта 159 (синій колір гістограми). У цьому випадку можна говорити, що коефіцієнти 2, 3, 5 є характерними ознаками бронхіту. Аналогічно були розглянуті й інші пацієнти хворі на бронхіт, які надали таку ж саму неоднозначну інформацію.

Користуючись вище зазначеними результатами маємо наступне: наявність бронхіту можна визначити за коефіцієнтами 1, 2, 3, 5. З іншої сторони, характер цих ознак нестабільний. Як показали порівняльні гістограми, наявність тих чи інших показників не обов'язкова – кожен хворий має свій склад ознак, які базуються на раніше виділених чотирьох коефіцієнтах. Тоді як одна людина мала повний набір даних хворого, для іншої зіграв роль лише один коефіцієнт. Важливо зауважити також розмір відхилення: на рисунку 3.1 перші 7 коефіцієнтів мають дуже помітну різницю між здоровим та хворим на ХОЗЛ. У випадку для бронхіту, маємо незначну зміну, яку не можна було б виділити, як ознаку при ХОЗЛ.

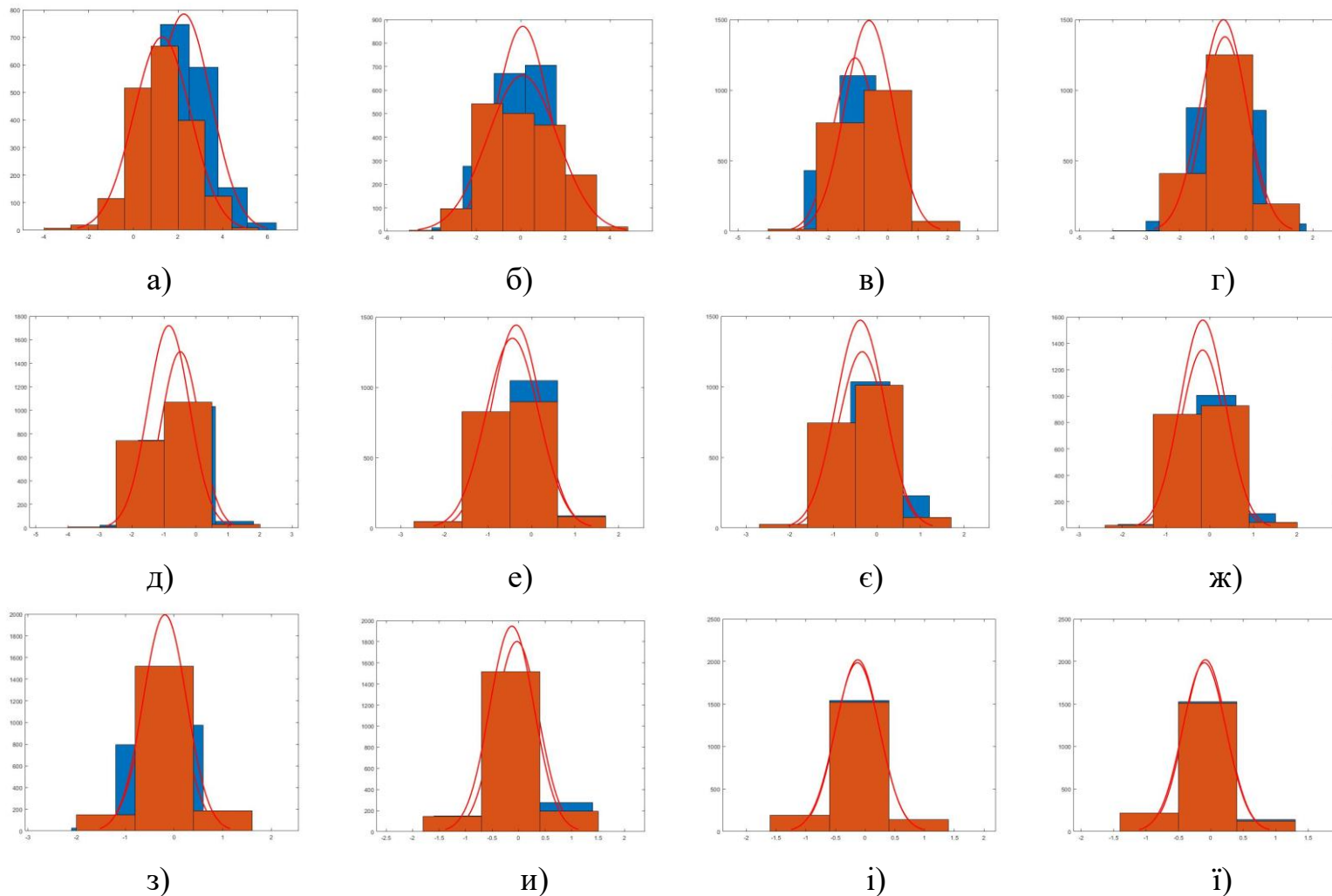


Рисунок 3.2 – Порівняльні гістограми здорової людини (червоний) та хворої на бронхіт (синій): а) 1-ий коефіцієнт; б) 2-ий коефіцієнт; в) 3-ий коефіцієнт; г) 4-ий коефіцієнт; д) 5-ий коефіцієнт; е) 6-ий коефіцієнт; є) 7-ий коефіцієнт; ж) 8-ий коефіцієнт; з) 9-ий коефіцієнт; и) 10-ий коефіцієнт; і) 11-ий коефіцієнт; ї) 12-ий коефіцієнт;

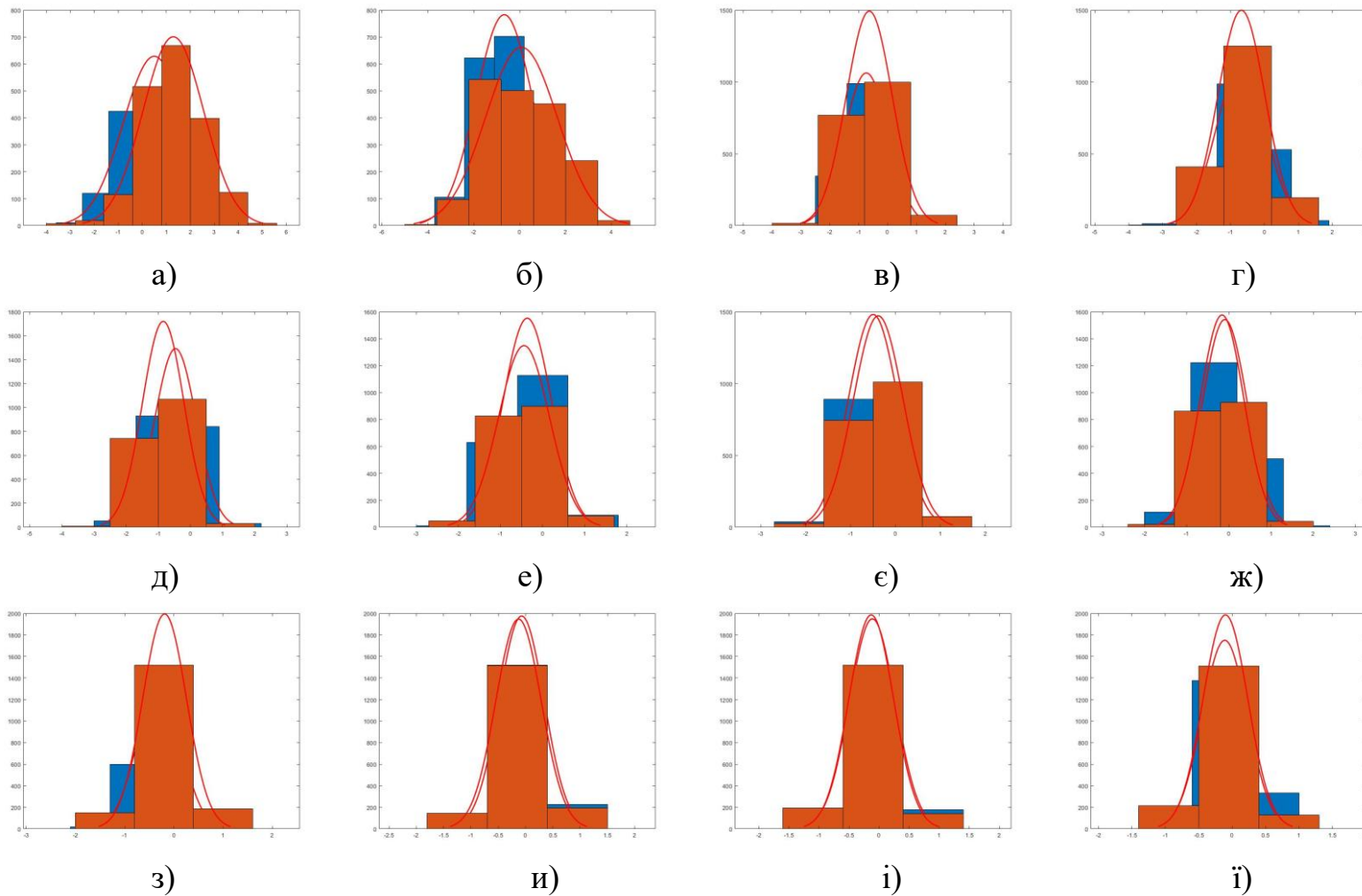


Рисунок 3.3 – Порівняльні гістограми здорової людини (червоний) та хворої на бронхіт (синій): а) 1-ий коефіцієнт; б) 2-ий коефіцієнт; в) 3-й коефіцієнт; г) 4-ий коефіцієнт; д) 5-ий коефіцієнт; е) 6-ий коефіцієнт; є) 7-ий коефіцієнт; ж) 8-ий коефіцієнт; з) 9-ий коефіцієнт; и) 10-ий коефіцієнт; і) 11-ий коефіцієнт; ї) 12-ий коефіцієнт;

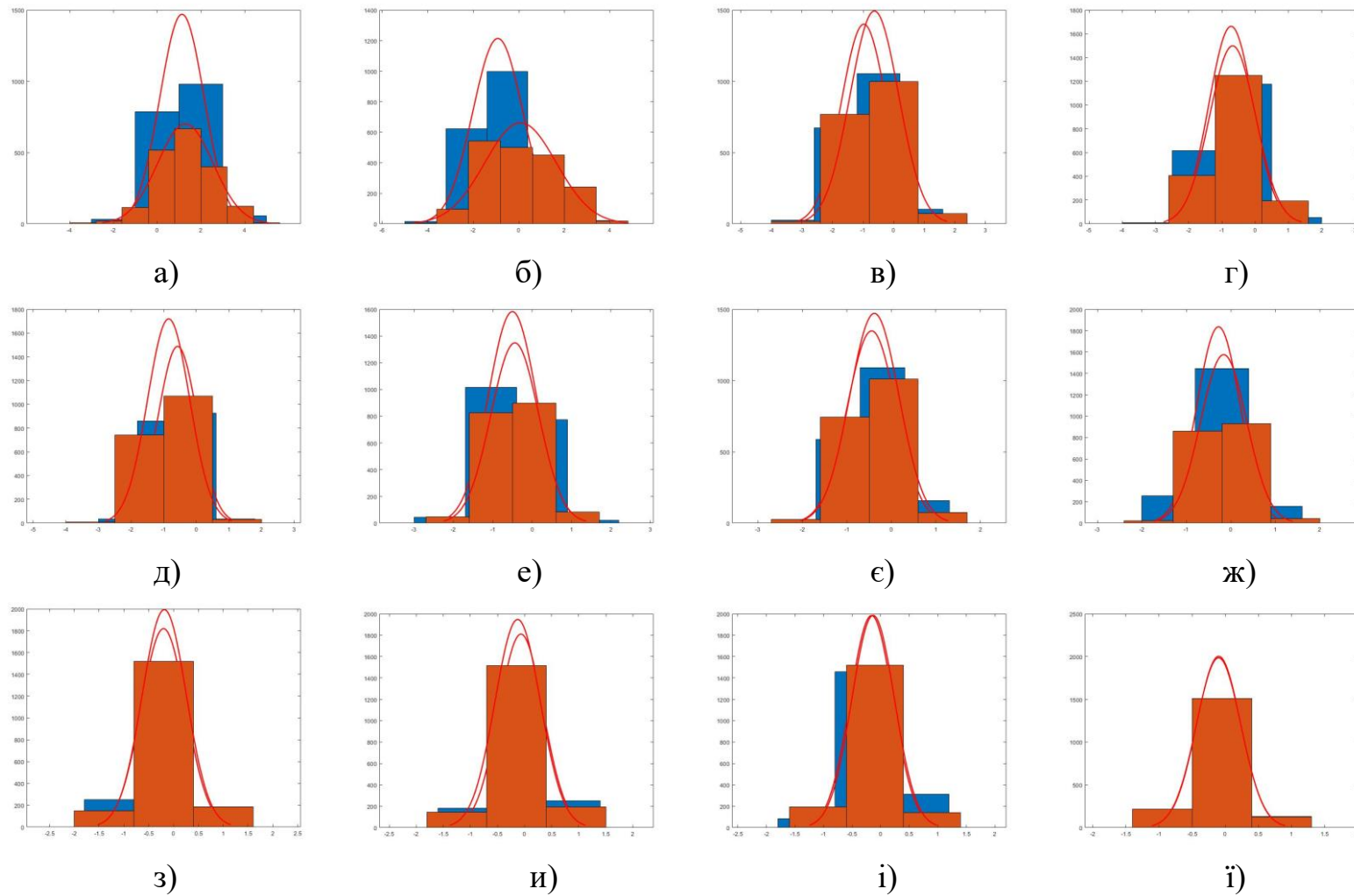


Рисунок 3.4 – Порівняльні гістограми здорової людини (червоний) та хворої на бронхіт (синій): а) 1-ий коефіцієнт; б) 2-ий коефіцієнт; в) 3-й коефіцієнт; г) 4-ий коефіцієнт; д) 5-ий коефіцієнт; е) 6-ий коефіцієнт; є) 7-ий коефіцієнт; ж) 8-ий коефіцієнт; з) 9-ий коефіцієнт; и) 10-ий коефіцієнт; і) 11-ий коефіцієнт; ї) 12-ий коефіцієнт;

Такий результат дуже ускладнює ідентифікацію ознак, адже відсутня конкретика у отриманих даних. Інакше кажучи, метод мел-кепстральних коефіцієнтів надає недостатньо інформації для виявлення такої патології, як бронхіт. На даному етапі дослідження, це означає, що метод не є універсальним. Тим не менш, отримані дані бронхіту також занесемо у класифікатор для отримання загальної кількісної візуалізаційної картини.

3.2 Результати роботи класифікаторів

У попередньому розділі були визначені ознаки ХОЗЛ та бронхіту. Для ХОЗЛ цими ознаками стали коефіцієнти 1-7, тоді як для бронхіту коефіцієнти 1-3, 5. Оскільки ХОЗЛ має більше ознак і включає в себе ті коефіцієнти, які є ознаками для бронхіту, то база даних для 3-х класового класифікатору складається з 7 ознак і відповідної позначки, яка несе інформацію про стан здоров'я: «здоровий», «ХОЗЛ», «бронхіт» (див. Таблицю 3.3). Варто нагадати, що кількість значень одного коефіцієнта складає 1867, тому, в якості показників, було використано середні значення коефіцієнтів. У таблиці 3.3 показано лиш частину записаних даних. Загалом, база складається з 56 здорових людей, 100 хворих на ХОЗЛ та 84 хворих на бронхіт.

Таблиця 3.3 – База даних для 3-х класового класифікатору

Коеф1	Коеф2	Коеф3	Коеф4	Коеф5	Коеф6	Коеф7	Мітка
-0,1613	-0,2458	-0,3107	-0,3145	-0,3285	-0,2965	-0,2933	Здоровий
-0,1266	-0,2314	-0,3341	-0,3175	-0,3112	-0,2966	-0,3038	Здоровий
-0,1342	-0,295	-0,2964	-0,3035	-0,3253	-0,2932	-0,2972	Здоровий
-0,0849	-0,1972	-0,2018	-0,2478	-0,3029	-0,2989	-0,3109	ХОЗЛ
0,0095	-0,2114	-0,2897	-0,2731	-0,2903	-0,289	-0,2969	ХОЗЛ

Продовження таблиці 3.3

-0,0016	-0,1569	-0,2682	-0,271	-0,2911	-0,3064	-0,3182	ХОЗЛ
-0,1364	-0,2971	-0,3412	-0,3117	-0,3069	-0,2933	-0,2866	Бронхіт
-0,1115	-0,2614	-0,3583	-0,3296	-0,3251	-0,2997	-0,2982	Бронхіт
-0,126	-0,2786	-0,3652	-0,339	-0,3159	-0,2812	-0,2871	Бронхіт

Спочатку був створений 2-х класовий класифікатор за даними здорових людей та хворих на ХОЗЛ. Для того, щоб обрати правильний тип класифікатора, з тих, що були описані в пункті 2.2, необхідно оцінити якість їх роботи. Результати оцінювання наведені у таблицях 3.4 – 3.7

Таблиця 3.4 – Оцінка якості роботи 2-х класового (здоровий, хворий на ХОЗЛ) класифікатора Decision Tree

Класифікатор	Точність, %	Повнота, %	F-міра, %
Fine Tree	96,8	97,6	97,2
Medium Tree	96,8	97,6	97,2
Coarse Tree	96,8	97,6	97,2

Таблиця 3.5 – Оцінка якості роботи 2-х класового (здоровий, хворий на ХОЗЛ) класифікатора KNN

Класифікатор	Точність, %	Повнота, %	F-міра, %
Fine KNN	100	100	100
Medium KNN	99,5	99,1	99,3
Coarse KNN	53,6	82,9	65,1
Cosine KNN	96,8	97,6	97,2
Cubic KNN	100	100	100
Weighted KNN	99,5	99,1	99,3

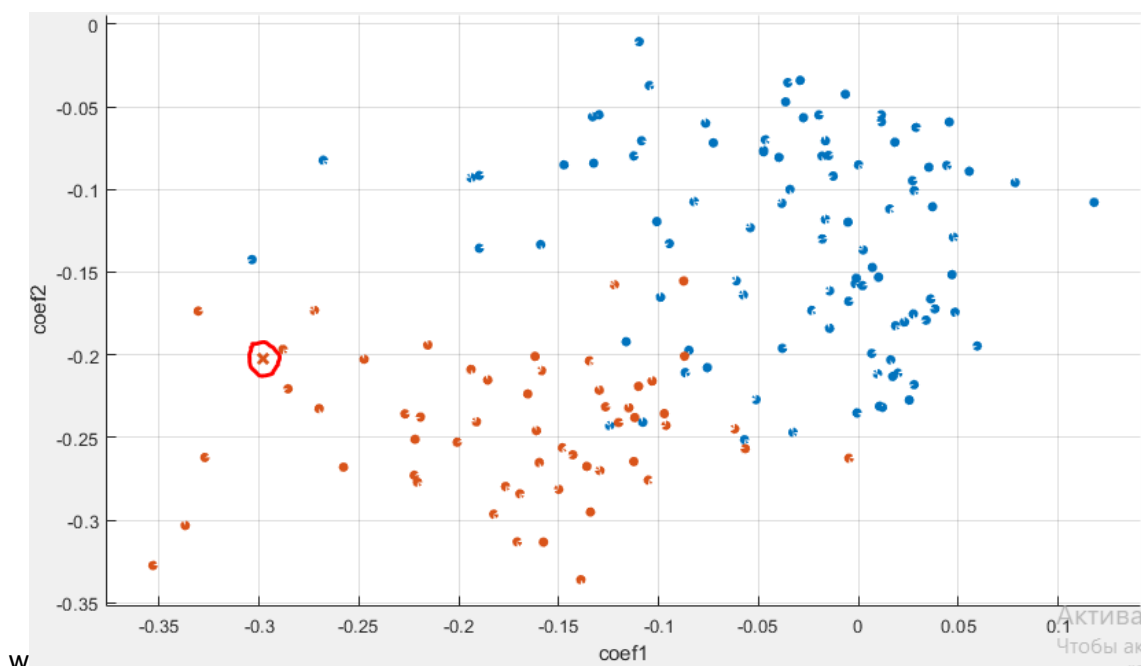
Таблиця 3.6 – Оцінка якості роботи 2-х класового (здоровий, хворий на ХОЗЛ) класифікатора дискримінантним аналізом

Класифікатор	Точність, %	Повнота, %	F-міра, %
Linear Discriminant	98,6	98,6	98,6
Quadratic Discriminant	100	100	100

Таблиця 3.7 – Оцінка якості роботи 2-х класового (здоровий, хворий на ХОЗЛ) класифікатора методом опорних векторів

Класифікатор	Точність, %	Повнота, %	F-міра, %
Linear SVM	99,1	99,5	99,3
Quadratic SVM	99,5	99,1	99,3
Cubic SVM	100	100	100
Fine Gaussian SVM	91	95,5	92,25
Medium Gaussian SVM	100	100	100
Coarse Gaussian SVM	99	98,25	98,62

Розподіл точок за виділеними ознаками, характерними для ХОЗЛ показано на рисунку 3.5.



Класифікатор на основі даних здорових людей та хворих на ХОЗЛ

Рисунок 3.5 – 2-х класовий класифікатор Weighted KNN

Точки синього кольору відповідають класу «ХОЗЛ», а точки червоного кольору - «здоровий». Точність розрахунків складає 99,5 %. І хоча цей результат вражає, він не є ідеальним, бо присутній пацієнт (виділений червоним кружечком на графіку), який був визначений як помилково-негативне рішення.

При створенні 3-х класового класифікатора виникли певні труднощі. Треба було брати до уваги, що база даних містить 7 ознак, хоча для бронхіту необхідно лише 4 з них. Для того, щоб вирішити це питання необхідно було подивитися, як на оцінку якості класифікатора вплине зміна у складі ознак. Таким чином, було розглянуто 5 комбінацій ознак хворіб: перша – коефіцієнти 1, 3, 5, друга – коефіцієнти 1-3, 5, третя – коефіцієнти 1-5, четверта – коефіцієнти 1-6, і остання – коефіцієнти 1-7. Кожна комбінація розглядалась класифікаторами, що розглядалися у пункті 2.2. і для кожного випадку проводилась оцінка якості роботи.

Результат показав, що найкраще підходить п'ята комбінація, яка і була покладена в основу класифікатору.

Таблиця 3.8 – Оцінка якості роботи 3-х класового (здоровий, хворий на ХОЗЛ, хворий на бронхіт) класифікатора Decision Tree

Класифікатор	Точність, %	Повнота, %	F-міра, %
Fine Tree	81,75	82,15	81,95
Medium Tree	81,75	82,15	81,95
Coarse Tree	77,4	78,5	77,95

Таблиця 3.9 – Оцінка якості роботи 3-х класового (здоровий, хворий на ХОЗЛ, хворий на бронхіт) класифікатора KNN

Класифікатор	Точність, %	Повнота,%	F-міра, %
Fine KNN	82,15	82,25	82,2
Medium KNN	80,95	84,05	82,5
Coarse KNN	66,8	71,6	69,1
Cosine KNN	80,95	84,05	82,5
Cubic KNN	80,15	82,6	81,35
Weighted KNN	82,15	82,8	82,5

Таблиця 3.10 – Оцінка якості роботи 3-х класового (здоровий, хворий на ХОЗЛ, хворий на бронхіт) класифікатора дискримінантним аналізом

Класифікатор	Точність, %	Повнота,%	F-міра, %
Linear Discriminant	77,95	78,5	78,25
Quadratic Discriminant	82,55	82,15	82,3

Таблиця 3.11 – Оцінка якості роботи 3-х класового (здоровий, хворий на ХОЗЛ, хворий на бронхіт) класифікатора методом опорних векторів

Класифікатор	Точність, %	Повнота, %	F-міра, %
Linear SVM	78,6	79,2	78,9
Quadratic SVM	83,7	84,4	83,75
Cubic SVM	81,35	81,6	81,5
Fine Gaussian SVM	77,8	83,6	80,6
Medium Gaussian SVM	81,95	84,05	83
Coarse Gaussian SVM	77,5	80,7	79,1

Із таблиць (3.4 – 3.11) видно, що точність, повнота та F-міра 2-х класового класифікатора вища, ніж 3-х класового та більшість результатів має оцінку 95% і вище, в той час як середня оцінка 3-х класового класифікатора становить приблизно 80,5%. Відмінність полягає у наявності даних хворих на бронхіт в другому випадку. Це говорить про те, що метод мел-кепстральних коефіцієнтів недостатньо інформативний для бронхіту, необхідно шукати інші параметри.

Найкращі результати серед 3-х класових класифікаторів показали квадратичний метод опорних векторів (Quadratic SVM) та класифікатор Weighted KNN. Незважаючи на те, що оцінка SVM краща на 1,5 одиниці, застосування цього алгоритму має певні труднощі, тоді як KNN приваблює своєю простотою реалізації та відсутністю попереднього навчання.

Тому, у подальшому розглядатиметься класифікатор Weighted KNN.

Розподіл точок за виділеними ознаками показано на рисунку 3.6.

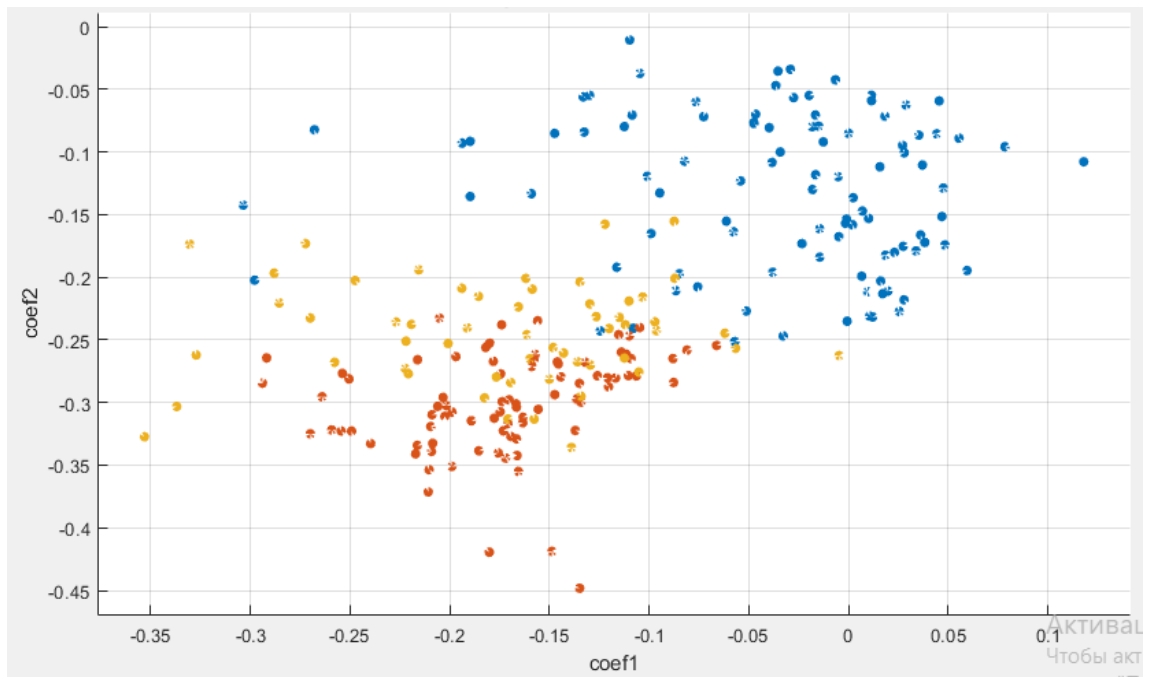


Рисунок 3.6 – 3-х класовий класифікатор Weighted KNN

Синій колір відповідає класу «ХОЗЛ», червоний колір – класу «бронхит» та жовтий – класу «здоровий». Точність розрахунків складає 82,15 %, оскільки кількість пацієнтів, для яких тут неправильно визначено клас значно більше. Розглянемо їх окремим графіком, який представлено на рисунку 3.7.

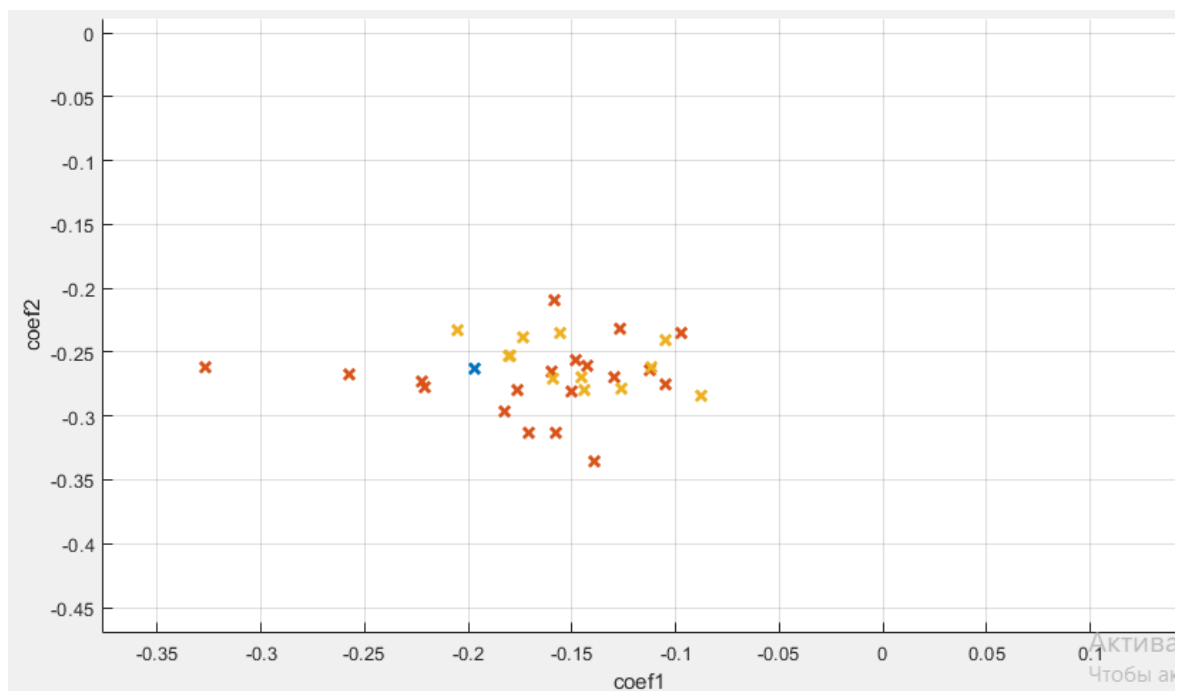


Рисунок 3.7 – Неправильно визначені класи 3-х класового класифікатору Weighted KNN

Проаналізувавши виникненні помилки, виявилось, що «ХОЗЛ» має 1 % неправильно визначених пацієнтів від загальної кількості даних свого класу, кількість неправильно визначених класу «здоровий» складає 19,6 %, тоді як «бронхіт» має 22,6 % неправильно визначених пацієнтів. Важливо також відмітити, що у всіх помилкових випадках, коли передбачений клас мав бути «бронхіт», класифікатор оцінював їх, як «здоровий», і навпаки, - у всіх помилкових випадках, де передбачено було «здоровий», класифікатор видавав за правдивий клас «бронхіт».

Для підтвердження думки про те, що метод мел-кепстральних коефіцієнтів не здатен виявити бронхіт була зроблена наступна робота: для початку розраховувалися усередненні значення ознак для кожного класу, так що була отримана нова інформація. Використовуючи нову інформацію, було створено нові класифікатори та розрахована їх оцінка якості. На рисунку 3.8 зображені усередненні значення виділених раніше ознак.

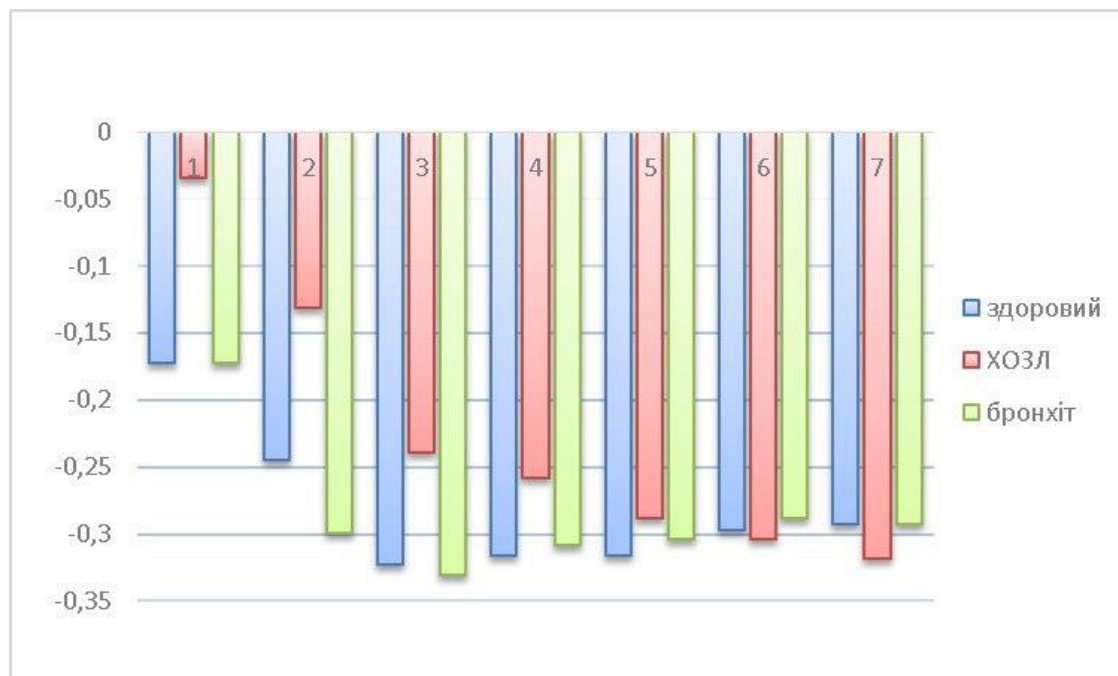
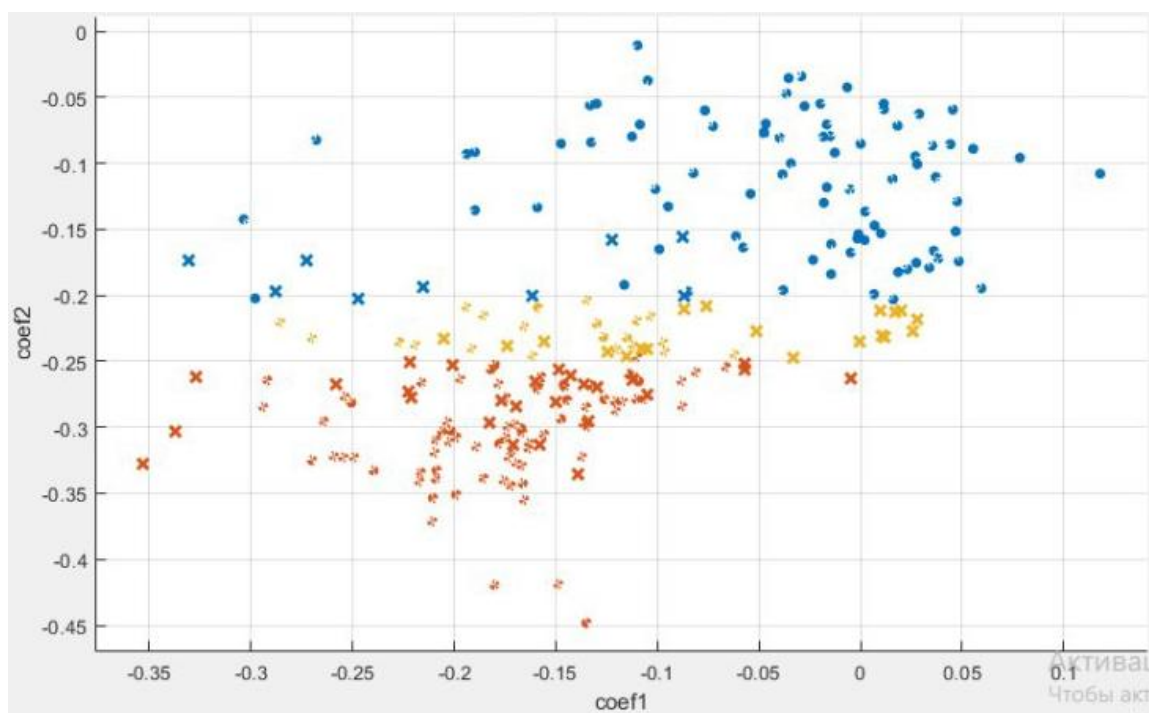


Рисунок 3.8 – Усередненні значення ознак

На рисунку 3.8 зображено усередненні середні значення перших семи коефіцієнтів, які включають в себе ознаки бронхіту та ознаки ХОЗЛ. Як раніше

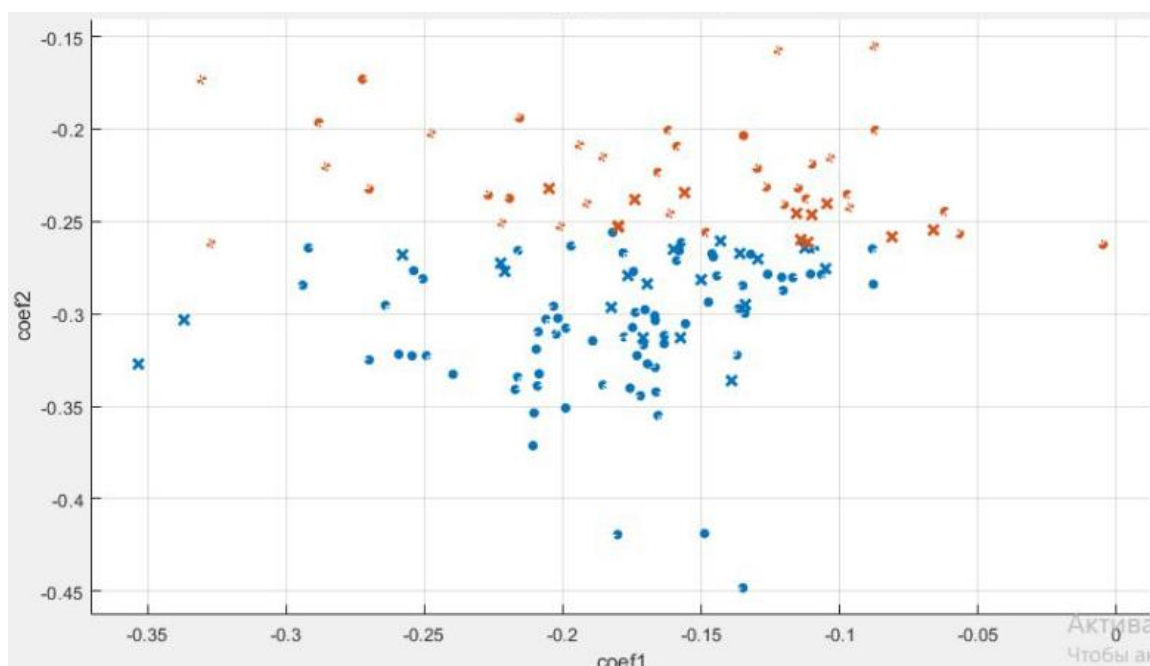
було зауважено, для бронхіту характерними ознаками є коефіцієнти 1-3, 5. Із них виділяється лише коефіцієнт №2, усі інші ознаки бронхіту подібні до здорових людей. Маючи оновлену інформацію було вирішено створити 3-х класовий класифікатор, який буде включати в себе лише одну ознаку – коефіцієнт №2 (див. Рисунок 3.9).



3-х класовий класифікатор включає лише одну ознаку для розпізнавання класу – коефіцієнт №2

Рисунок 3.9 3-х класовий класифікатор

Розрахована точність складає 72 %. Причиною її зниження є недостатня кількість ознак для визначення класу «ХОЗЛ», через що збільшується кількість неправильно визначених класів загалом. Оскільки, даний класифікатор не покращив попередні результати, було вирішено перевірити точність визначення класу «бронхіт» окремо від класу «ХОЗЛ». Для цього створено 2- класовий класифікатор, який включає також тільки одну ознаку – коефіцієнт №2. Отриманий класифікатор зображено на рисунку 3.10.



Класифікатор на основі даних здорових людей та хворих на бронхіт

Рисунок 3.10 – 2-х класовий класифікатор

Точність такого класифікатору складає лише 75 %. Четверта частина хворих людей на бронхіт отримає неправильну оцінку стану здоров'я легень, що спричинить погані наслідки.

Отримані результати лише підтверджують думку про надання недостатньої кількості інформації методом мел-кепстральних коефіцієнтів для хворих на бронхіт. Необхідно шукати додаткові параметри, які підвищать точність досліджень.

3.3 Висновки до розділу

За допомогою методу мел-кепстральних коефіцієнтів вдалося дуже детально дослідити записи звуків легень. Для цього досліджувальний звук розбивався на фрейми і надалі проводився аналіз кожної окремої частини, для якої визначалися 12 коефіцієнтів. Усі дані заносилися у таблицю.

На основі таблиць даних було побудовано порівнювальні гістограми кожного коефіцієнта, де одна гістограма була прикладом здорової людини, а інша – прикладом наявності певної патології. Так, для ХОЗЛ коефіцієнти 1-7 виявились ознаками хвороби. Характер їх поведінки сильно відрізнявся від прикладу здорового пацієнту. Зовсім інша картина виникає при аналізі бронхіту. На основі декількох хворих вдалося виділити коефіцієнти 1-3, 5. Тим не менш, їх поведінка нестабільна. Вони вибірково проявляються у хворих і мають досить слабкі відмінності. Проте, було вирішено занести отримані дані у класифікатор для того, щоб побачити загальну картину.

Для того, щоб обрати правильний класифікатор необхідно провести оцінку якості його роботи, які включають наступні критерії: точність, повнота, F-міра. Оцінка проводилась на основі отриманих результатів методом мел-кепстральних коефіцієнтів. Було розглянуто 2-х класовий класифікатор, на основі здорових людей та людей хворих на ХОЗЛ та 3-х класовий класифікатор, на основі здорових людей, людей хворих на ХОЗЛ та людей, хворих на бронхіт. Таким чином, аналіз показав, що оцінка першого у середньому краща на 15%. Інакше кажучи, мел-кепстральний аналіз надає недостатньо інформації для людей хворих на бронхіт, через що не здатен однозначно оцінити стан здоров'я легень, необхідно шукати інші показники.

За результатами оцінювання найкраще показав себе квадратичний метод опорних векторів (Quadratic SVM): точність – 83,7%, повнота – 84,4%, F-міра – 83,75%. Проте алгоритм цього класифікатору може мати певні труднощі в його реалізації. Тому розглядався також класифікатор Weighted KNN, який за результатами оцінювання має показники гірше приблизно на 1,5 одиниці: точність – 82,15%, повнота – 82,8%, F-міра – 82,5%. Його перевага у простоті алгоритму та відсутності попереднього навчання, що робить цей метод щонайменше швидшим за інші. Враховуючи усі вищенаведені показники та роботу алгоритмів для подальшого дослідження було обрано класифікатор Weighted KNN.

Спочатку, було створено 2-х класовий класифікатор. Ця операція робилася для того, щоб прослідкувати за зміною оцінки якості роботи класифікатору при

додаванні ще одного класу, який має досить неоднозначні ознаки. Точність розрахунків 2-х класового класифікатору становить 99,5 %. Для створення 3-х класового класифікатору знадобився додатковий аналіз. Оскільки база даних класифікатору містить 7 ознак, а для бронхіту необхідні лише 4 з них, було проведено оцінку роботи класифікатору при різному наборі ознак. Результати показали, що наявність усіх семи ознак надають найкращу оцінку якості. Точність 3-х класового класифікатору становить 82,15 %. Це говорить про збільшення кількості неправильно визначених пацієнтів у порівнянні з 2-х класовим класифікатором. Класифікатор підтвердив, що причиною зниження точності є поява нового класу – «бронхіт», адже більшість виявлених помилок були побудовані на неможливості виділити клас здорових чи хворих на бронхіт через схожість ознак. Для підтвердження того, що метод мел-кепстральних коефіцієнтів недостатньо інформативний для людей хворих на бронхіт було пророблено додаткову роботу. Були знайдені усереднені значення коефіцієнтів, які включають як ознаки ХОЗЛ, так і ознаки бронхіту. Отриманий результат показав, що для бронхіту явно виділяється лише коефіцієнт №2. Тому було створено 3-х класовий класифікатор та 2-х класовий на основі здорових людей та хворих на бронхіт, які для визначення класу використовують лише одну ознаку – коефіцієнт №2. Точність створених класифікаторів складає 72 % у першому випадку та 75 % у другому, що значно менше, ніж для 3-х класового класифікатору побудованого на основі усіх семи ознаках. Інакше кажучи, це лише підтверджує думку про неефективність методу для хворих на бронхіт.

Усі табличні та графічні приклади говорять про недостатню кількість інформації для виявлення бронхіту, що надає метод мел-кепстральних коефіцієнтів. Тобто, метод не є універсальним і його можна застосовувати лише для окремих випадків, таких як хвороба ХОЗЛ, де він гарно працює.

ВИСНОВКИ

1. У роботі досліджувалася база сигналів звуків легень, що складалася з 56 здорових людей, 100 хворих на ХОЗЛ і 84 хворих на бронхіт. Для знаходження діагностично цінних ознак був застосований кепстральний аналіз, а саме були розраховані 12 кепстральних коефіцієнтів.

2. Були розраховані кепстральні коефіцієнти для здорових людей, шляхом усереднення був отриманий так званий «еталонний здоровий пацієнт». Отримані результати розрахунку для кожного класу хворих порівнювались із «еталонним здоровим пацієнтом». Таким чином, вдалося визначити ознаки наявності патології. Для ХОЗЛ мали відхилення від еталону коефіцієнти 1-7, для бронхіту – коефіцієнти 1-3, 5. Для ХОЗЛ отримані ознаки мають яскраво виражений характер, тобто суттєве відхилення від еталону, тоді як для бронхіту результати досить неоднозначні – ознаки проявляються вибірково і мають слабо виражені відмінності від здорових людей. З отриманих результатів були сформовані таблиці, які надалі використовувались для створення класифікатору.

3. На основі отриманих наборів даних кепстральних коефіцієнтів були досліджені різні класифікатори, що входять до стандартного пакету Matlab. Для того, щоб обрати найоптимальніший класифікатор проводиться якісна оцінка його роботи за наступними критеріями: точність, повнота, F-міра. На основі цієї оцінки, а також взявши до уваги роботу алгоритмів, виконавши 10-блочну кросс-валідацію, було обрано класифікатор Weighted KNN.

4. Було побудовано 2-х класовий класифікатор на основі даних здорових людей та хворих на ХОЗЛ. Точність роботи такого класифікатора склала 99,5 %.

На основі даних усієї бази створено 3-х класовий класифікатор, точність якого складає 82,15 %. Невисокий відсоток точності пояснюється неможливістю класифікатору визначити клас «здоровий» чи «бронхіт», що знижує оцінку якості роботи.

5. Для отримання додаткової інформації було проведено усереднення значення ознак. Для бронхіту явно виділявся лише 2-ий коефіцієнт. Тоді було створено 3-х класовий класифікатор за однією ознакою, проте він мав дуже низьку точність (72 %), оскільки було недостатньо інформації для ХОЗЛ. Також створено 2-х класовий класифікатор на основі даних здорових людей та хворих на бронхіт. Його точність склала 75%. Отримані результати свідчать про невисоку ефективність методу мел-кепстральних коефіцієнтів для бронхіту.

6. На основі проведених досліджень, можна зробити загальний висновок, що метод мел-кепстральних коефіцієнтів не є універсальним. Він дає низьку точність при диференціації здорових людей та хворих на бронхіт. Проте для інших випадків, а саме для ХОЗЛ, цей метод навпаки дає досить високу точність диференціації, що було підтверджено табличними та графічними даними. Таким чином, можна стверджувати, що результати роботи мел-кепстрального аналізу можна застосовувати в якості додаткової інформативної оцінки стану легень людини. В наступних дослідженнях буде проведено пошук інших інформативних параметрів звуків легень, які в комплексі з мел-кепстральними коефіцієнтами дадуть більшу точність для ідентифікації хвороб легень.

ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАННЯ

1. Загальна статистика респіраторних захворювань. – Режим доступу до ресурсу : <https://www.who.int/respiratory/ru/>
2. Загальна статистика легеневих захворювань. – Режим доступу до ресурсу : <https://www.europeanlung.org/ru/>
3. D. Marciniuk, T. Ferkol, A. Nana, M. Montes de Oca, K. Rabe, N. Billo, and H. Zar, “Respiratory diseases in the world. Realities of today - opportunities for tomorrow. Forum of International Respiratory Societies,” African J. Respir. Med., vol. 9, no 1, pp. 4-13, 2014.
4. С. М. Зейтказієва, А. О. Мырзамуратова, Ж. С. Ырыскулова, А. О. Усенова, «Эпидемиология хронической обструктивной болезни легких», Казахстанско-Российский медицинский университет, ст. 1, 2018.
5. Бронхіальне дихання. – Режим доступу до ресурсу : <https://studfile.net/preview/5362696/page:22/>
6. Cheklovych M. G., Poreva A. S., Timofeyev V. I., Henaff P. “Using of the Machine Learning Methods Identify Bronchopulmonary System Diseases with the Use of Lung Sounds”, NTUU “Igor Sikorsky Kyiv Polytechnic Institute”, Ukraine, Universite de Lorraine, France, pp. 1-8, 2018.
7. Артеменко М. В., Калугина Н. М., «Анализ акустических шумов как основа дифференциальной диагностики состояния легких человека», Научное образование, реферативный журнал, выпуск 4, ст. 9-24, 2016.
8. ХОЗЛ, загальна інформація. – Режим доступу до ресурсу : <http://www.dovidnyk.org/dir/12/59/766.html>
9. ХОЗЛ т причини його виникнення. – Режим доступу до ресурсу : <https://www.boehringer-ingelheim.ua/>
10. А.В. Басанец, О.В. Ермакова, А.П. Макаренков, А.А. Макаренкова, “Акустическая объективизация звуков дыхания больных ХОБЛ,” Український журн. з проблем медицини праці, № 23, с. 47-55, 2010.

11. Global Initiative for Chronic Obstructive Lung Disease (GOLD). Global Strategy for the Diagnosis, Management and Prevention of COPD, 2017. – Режим доступу до ресурсу: <http://goldcopd.org/>
12. ХОЗЛ, стадії та симптоми. – Режим доступу до ресурсу: <https://okbhmao.ru/informatsiya/stati/khroni-cheskaya-obstrukti-vnaya-bole-zn-legkikh-khobl/>
13. О. С. Толох, “Хронічне обструктивне захворювання легень нові рішення старих проблем,” Український пульмонологічний журн., № 3, с. 51-56, 2017.
14. Овчаренко С. И., Лещенко И. В. , «Современные проблемы диагностики хронической обструктивной болезни легких», ММА имени И. М. Сеченова, регулярные выпуски «РМЖ» №4, ст. 160, 2003. – Режим доступу до ресурсу: https://www.rmj.ru/articles/pulmonologiya/Sovremennye_problemy_dagnostiki_hronicheskoy_obstruktivnoy_bolezni_legkih/
15. «Трудный пациент», журнал для врачей №3, 2009. – Режим доступу до ресурсу: <http://t-pacient.ru/articles/6420/>
16. Бабушкина А. В., «Острый бронхит: современные представления», редакция «Украинского медицинского журнала» №6, 2010. – Режим доступу до ресурсу: <https://www.umj.com.ua/article/8252/ostryj-bronxit-sovremennye-predstavleniya/>
17. Бронхіт та його симптоми. – Режим доступу до ресурсу: <https://www.infox.ru/guide/medicine/196332-bronhit-u-vzroslyh-simptomy-priciny-lecenie-i-profilaktika-zabolevania>
18. Методи діагностики захворювання дихальної системи. – Режим доступу до ресурсу: <https://www.kp.ru/guide/issledovanie-legkikh.html>
19. 10.3238/arztebl.2014.0181
20. А. Н. Лаптев, З. В. Лавор, «Бронхоскопия и бронхография при болезнях органов дыхания», Белорусская медицинская академия, ст. 27, 1999.
21. Волков И. К. « Место бронхологических методов в стандартах диагностики и лечения респираторных заболеваний»

22. В. О. Фесечко, А. С. Порева, П. В. Данилов, «Методы цифровой обработки звуков легких. Кумулятивный метод», НТУУ «КПИ», ст. 271 – 275, 2011.
23. Н. М. Астафьева, «Вейвлет-анализ: основы теории и примеры применения», том 166, №11, ст. 1145-1150, 1996.
24. Суворов В.Н., «О кепстральном анализе в популярной форме», «Ви Тэк», ст. 52-53, 2006.
25. «Первичный анализ речевых сигналов», ст. 1-3
26. Маркина Ю. Ю., Белов Ю. С. , «Кепстральные коэффициенты как необходимая характеристика процесса создания системы имитации голоса человека с помощью методов глубокого обучения», международный студенческий научный вестник, вып. №1, 2018.
27. Переваги та недоліки мел частотних кепстральних коефіцієнтів. – Режим доступу до ресурсу:
[https://github.com/GolovanovSrg/VAD/wiki/%D0%9C%D0%B5%D0%BB-%D1%87%D0%B0%D1%81%D1%82%D0%BE%D1%82%D0%BD%D1%8B%D0%B5%D0%BA%D0%B5%D0%BF%D1%81%D1%82%D1%80%D0%B0%D0%BB%D1%8C%D0%BD%D1%8B%D0%B5%D0%BA%D0%BE%D1%8D%D1%84%D1%84%D0%B8%D1%86%D0%B8%D0%B5%D0%BD%D1%82%D1%8B-\(MFCC\)](https://github.com/GolovanovSrg/VAD/wiki/%D0%9C%D0%B5%D0%BB-%D1%87%D0%B0%D1%81%D1%82%D0%BE%D1%82%D0%BD%D1%8B%D0%B5%D0%BA%D0%B5%D0%BF%D1%81%D1%82%D1%80%D0%B0%D0%BB%D1%8C%D0%BD%D1%8B%D0%B5%D0%BA%D0%BE%D1%8D%D1%84%D1%84%D0%B8%D1%86%D0%B8%D0%B5%D0%BD%D1%82%D1%8B-(MFCC))
28. О. Ю. Матюшкова, В. Ю. Тэттер, «Современные методы виброакустического диагностирования», Омский научный вестник №3, ст. 297-298, 2013.
29. Omes D. “Methods of vibroacoustic signal representation for increase in the effectiveness of gear drives diagnostics”, Brest State Technical University, pp.1-3, 2014.
30. Дихальні шуми. – Режим доступу до ресурсу:
<http://www.cnshb.ru/AKDiL/0006/base/RD/001290.shtm>
31. А. П. Зубаков, «Фурье и вейвлет-преобразование в проблеме распознавание речи», вестник ТГУ, вып. 6, ст. 1895-1899, 2010.

32. Віконне перетворення Фур'є. – Режим доступу до ресурсу: <https://studfile.net/preview/3065299/page:26/>
33. А. И. Цыплихин, «Анализ импульсов голосового источника», акустический журнал, том 53, №1, ст. 120-122, 2007.
34. Я. В. Грушко, В. Я. Данилов, «Спектральный и кепстральный анализ звука для идентификации голоса», учебно-научный комплекс «ИПСА», НТУУ «КПИ», ст. 147-149.
35. А.С. Заковряшин, П. В. Малинин, А. А. Лепендин, «Применение распределений мел-частотных кепстральных коэффициентов для голосовой идентификации личности», Известия Алтайского государственного университета, 2014.
36. Оцінка якості роботи класифікатору. – Режим доступу до ресурсу: <http://bazhenov.me/blog/2012/07/21/classification-performance-evaluation.html>
37. Огляд типів класифікаторів. – Режим доступу до ресурсу: <https://tproger.ru/translations/scikit-learn-in-python/>
38. Порівняння різних типів кросс-валідації. – Режим доступу до ресурсу: <http://datareview.info/article/sravnenie-razlichnyih-vidov-kross-validatsii/>
39. Кросс-валідація, її типи. – Режим доступу до ресурсу: <https://long-short.pro/post/kross-validatsiya-cross-validation-304/>